

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA

CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO  
EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

O Uso de Índices Financeiros:  
uma análise empírica

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA  
À UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE  
EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

*José Paulo de Lucca Ramos*




UFSC-BU

FLORIANÓPOLIS, AGOSTO DE 1999.

# **O USO DE ÍNDICES FINANCEIROS: UMA ANÁLISE EMPÍRICA**

***José Paulo de Lucca Ramos***

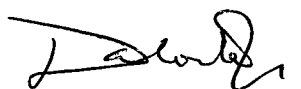
Esta Dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção.



---

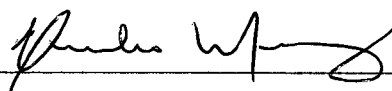
Ricardo Miranda Barcia, Ph.D.  
(Coordenador)

Banca Examinadora:



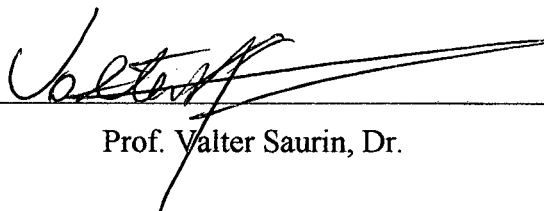
---

Prof. Newton Carneiro Affonso da Costa Júnior, Dr.  
(Orientador)



---

Prof. Emílio Araújo Menezes, Dr.



---

Prof. Valter Saurin, Dr.

A minha mãe, Derlei,  
pelo exemplo de pessoa.

A minha esposa, Luciana,  
pelo amor, incentivo e carinho.

## **Agradeço**

`a Deus,

ao povo brasileiro, que com seu trabalho financiou toda a minha formação profissional,

ao Professor Newton C. A. da Costa Júnior, pelos conhecimentos transmitidos, confiança, incentivo, amizade e oportunidade,

aos amigos Leila e Jairo pela ajuda na editoração e impressão,

e à todas as pessoas que lutam por um Brasil melhor.

**Lista de Símbolos /x**

**Resumo /xii**

**Abstract /xiii**

**1. Introdução / 1**

1.1 Objetivo / 2

1.2 Importância do Estudo / 3

1.3 Restrições / 3

**2. Fundamentação Teórica / 6**

2.1 A Análise Financeira / 7

2.1.1 As Demonstrações Financeiras / 7

2.2 A análise de índices financeiros / 9

2.2.1 Os índices / 9

2.2.2 A comparação de índices financeiros / 10

2.3 Apresentação dos índices financeiros / 12

2.3.1 Precauções / 12

2.3.2 Os grupos de índices financeiros / 14

2.3.3 os tipos de análise / 14

2.4 O uso de ferramentas estatísticas para a análise de índices financeiros / 21

2.4.1 Os Dados / 22

2.4.2 Medidas estatísticas / 22

2.5 Análise por meio de regressões / 26

2.5.1 A construção de um modelo de regressão / 29

2.5.2 O método dos mínimos quadrados / 30

**3. Revisão da Literatura / 31**

3.1 O Trabalho de McDonald e Morris (1984). / 32

3.1.1 Os dados / 33

3.1.2 A motivação dos autores / 33

3.1.3 Os resultados / 34

3.1.4 As conclusões / 35

3.2 O Trabalho de Costa Jr.(1989) / 35

3.2.1 Os dados / 35

3.2.2 Os resultados / 35

3.2.3 As conclusões /	37
3.3 Outros estudos sobre a distribuição dos índices financeiros /	38
<b>4. Metodologia utilizada e apresentação dos modelos /</b>	<b>40</b>
4.1 O modelo tradicional /	41
4.2 Apresentação dos Modelos /	45
4.2.1 Modelo 1 - MMQ /	45
4.2.2 Modelo 2 – MMQ-I /	45
4.2.3 Modelo 3 - MMQP /	46
4.2.4 Modelo 4 – MMQP-I /	46
4.3 A Amostra de Dados Analisada /	48
4.3.1 A escolha dos dados /	49
4.4 Considerações do modelo de regressão /	49
4.5 Os Testes /	50
4.5.1 Testes de significância ( teste-t ) /	52
4.5.2 O teste de heteroscedasticidade (Goldfeld-Quandt) /	54
4.5.3 Os testes de normalidade (assimetria e curtose) /	55
4.6 Os resultados /	57
4.6.1 Os resultados inter-indústria /	57
4.6.2 Os resultados intra-indústria /	61
4.6.3 Generalização dos resultados /	64
4.7 Sugestões /	65
<b>5. Conclusões /</b>	<b>67</b>
5.1 Conclusões da amostra inter-indústria /	68
5.2 Conclusões da amostra intra-indústria /	70
5.3 Sugestão para trabalhos futuros/	71

<b>Referências Bibliográficas /</b>	<b>73</b>
-------------------------------------	-----------

## **Apêndices**

### **Apêndice I / 76**

#### **I.1 A medida de heteroscedasticidade / 77**

### **Apêndice II / 79**

#### **II.1 Estudos Preliminares do Modelo / 80**

#### **II.2 Objetivos do Modelo / 80**

#### **II.3 Desenvolvimento do modelo / 81**

#### **II.4 Observações da utilização do Modelo / 84**

### **Apêndice III / 85**

#### **III.1 Resultado Geral da amostra inter-indústria / 86**

#### **III.2 Empresas da amostra inter-indústria para o índice de liquidez corrente / 87**

### **Apêndice IV / 91**

#### **IV.1 Índice de liquidez corrente / 92**

#### **IV.2 Índice de liquidez seca / 93**

#### **IV.3 Índice de giro dos estoques / 94**

#### **IV.4 Índice do giro do ativo total / 95**

#### **IV.5 Índice de endividamento geral / 96**

#### **IV.6 Índice de cobertura de juros / 97**

#### **IV.7 Índice de margem operacional / 98**

#### **IV.8 Índice de margem líquida / 99**

#### **IV.9 Índice de taxa de retorno s/ o patrimônio líquido (ROE) / 100**

### **Apêndice V / 101**

#### **V.1 Organizar os Dados / 102**

#### **V.2 Estimação do modelo usando a função do Excel - PROJ.LIN / 103**

### **Apêndice VI / 115**

#### **VI.1 Alimentos / 116**

#### **VI.2 Auto Peças / 116**

#### **VI.3 Comércio / 117**

#### **VI.4 Energia / 117**

#### **VI.5 Fertilizantes / 118**

#### **VI.6 Metalurgia / 118**



VI.7 Petroquímico / 119

VI.8 Siderurgia / 119

VI.9 Telecomunicações / 120

VI.10 Têxtil / 120

Apêndice VII / 121

VII.1 Planilha de cálculo: Índice de liquidez corrente / 122

## *Lista de Símbolos*

AC	ativo circulante
d	número de observações deletadas
EP	erro padrão
$EP(\gamma_3)$	erro padrão do coeficiente de assimetria
$EP(\gamma_4)$	erro padrão do coeficiente de curtose
F	teste F
hr a 1%	hipótese rejeitada a 1% de significância
hr a 5%	hipótese rejeitada a 5% de significância
Ic	intervalo de confiança
k	coeficiente de proporcionalidade
MMQ	método dos mínimos quadrados ordinários
MMQ-I	método dos mínimos quadrados com intercepto
MMQP	método dos mínimos quadrados com proporcionalidade
MMQP-I	método dos mínimos quadrados com proporcionalidade e com intercepto
n	número de observações
nse	não significativo estatisticamente
N	número de observações
p	fator de proporcionalidade
P/L	índice preço / lucro
PC	passivo circulante
Q	coeficiente do teste Goldfeld-Quandt
R	receitas
ROA	índice de taxa de retorno sobre o ativo
ROE	índice de taxa de retorno sobre o patrimônio líquido
S	significância estatística
S.R.	student range
SSE	soma dos quadrados dos resíduos
V	vendas

VEP	desvio padrão estimado do coeficiente angular
$VEP\alpha$	desvio padrão estimado do coeficiente linear
w	número de parâmetros estimados
X	denominador de um índice
$\bar{X}$	medida da média e/ou tendência central
Y	numerador de um índice
t	estatística t

### Letras Gregas e Subscritos

$\delta$	coeficiente angular
$\delta_e$	coeficiente angular estimado
$\delta^*$	coeficiente angular transformado
$\delta_e^i$	coeficiente angular transformado estimado
$\gamma_3$	coeficiente de assimetria
$\gamma_4$	coeficiente de curtose
$\alpha$	coeficiente linear
$\alpha_e$	coeficiente linear estimado
$\alpha^*$	coeficiente linear transformado
$\alpha_e^*$	coeficiente linear transformado estimado
$\gamma_2$	desvio padrão
$\varepsilon_i$	erro randômico
$\varepsilon_i^*$	erro randômico transformado
$\varepsilon_{ie}^*$	erro randômico transformado estimado
$\sigma^2$	variância
$\sigma^2(\varepsilon_i)$	variância do erro

## *RESUMO*

A comparação de índices financeiros é atualmente uma das metodologias mais utilizadas para se analisar uma empresa. Neste estudo, procuraremos testar a validade da metodologia tradicional através de um modelo que representa sua forma análoga de regressão.

O tipo de regressão utilizada será o método dos mínimos quadrados, que por possibilitar a inclusão de um intercepto e permitir diversos testes estatísticos em um modelo estimado, dá maior embasamento teórico as análises. Esta metodologia vem sendo sugerida por diversos autores como uma forma de melhorar a análise de índices financeiros.

A proposta então, é examinar a validade empírica do modelo (tradicional) estimado, através da avaliação de suas propriedades distributivas, comparando os seus resultados com os de outros modelos de estimação sugeridos.

Os dados utilizados para os testes foram índices de empresas brasileiras publicados nos balanços de dezembro de 1997, o que nós permitirá decidir entre os modelos estudados, qual o modelo mais adequado para se analisar e comparar índices financeiros no caso brasileiro.

Os resultados deste estudo para a amostra intra-indústria forneceram um forte suporte empírico para a metodologia tradicional somente quando o índice analisado não tem relação com a rentabilidade da empresa. Já para a amostra inter-indústria, os resultados indicaram que o modelo que representa a metodologia tradicional não é o melhor modelo de análise de índices financeiros, pois foi encontrado um significativo termo de intercepção na maioria dos índices estudados.

# *ABSTRACT*

Nowadays, the ratio analysis methodology has been popularized by its convenience as a good way to analyze a company. This study tests the structural validity of the traditional methodology through a model that represents its analogous regression format.

The regression format used it was the more general ordinary least squares (OLS) method, which for including an intercept term and allowing diverse statistics tests in a model estimated has been suggested by many authors as a form that could improve the comparison of ratio analysis.

The propose is to examine the empirical validity of the traditional model (estimated) through the evaluation of its distributional properties and compare its results against the results of the alternative models.

The data are from Brazilian companies published in December 1997. This data allow us to decide among the models studied, which one has the best fit and should be chosen for the Brazilian case.

The results provide strong empirical support for the simple ratio only for intra-industry comparasions and only for ratios that do not have any correlation to the profitability.

# *Capítulo 1*

---

## *INTRODUÇÃO*

---

A análise tradicional de índices financeiros possui várias suposições implícitas em sua metodologia. Uma das mais importantes é a existência de uma forte proporcionalidade existente entre o numerador e o denominador de um número índice. Autores como FOSTER (1986), MCDONALD & MORRIS (1984), WHITTINGTON (1980) e LEV E SUNDER (1979) vem fazendo estudos e obtendo evidências empíricas que esta proporcionalidade, quando aplicada a alguns índices financeiros, nem sempre é verdadeira.

Para testar as suposições implícitas na análise tradicional de índices, os autores procuram utilizar a metodologia de representar os índices financeiros através de sua forma análoga de regressão. Em nosso estudo, adotaremos esta metodologia e a aplicaremos para a análise de índices financeiros de empresas brasileiras. Para isto, utilizaremos um modelo de regressão linear, onde a característica de proporcionalidade é testada e será considerada verdadeira, se no modelo estimado não for encontrado um significativo termo de intercepção.

## *1.1 Objetivo*

O objetivo principal deste estudo é testar a validade da metodologia tradicional de análise dos índices financeiros, através de testes empíricos de um modelo que representa a sua forma análoga de regressão.

Como objetivo secundário, teríamos a apresentação de modelos alternativos que poderiam vir a ser utilizados na análise de índices financeiros e também a escolha entre um destes modelos que melhor se ajuste aos dados de empresas brasileiras, que foram os dados por nós analisados.

## *1.2 Importância do Estudo*

Por ser a análise de índices financeiros uma das principais formas de comparação de dados contábeis e financeiros entre empresas atualmente utilizada, pode-se destacar como muito importante procurar estudar em quais suposições está baseada a análise tradicional de índices financeiro.

A metodologia alternativa de análise desenvolvida neste trabalho também é considerada importante, porque além de possibilitar comparar os modelos, permite a realização de diversos testes estatísticos que podem ser utilizados para dar um maior suporte empírico aos resultados encontrados.

## *1.3 Restrições*

As restrições colocadas neste trabalho foram determinadas de forma a simplificar ao máximo as análises, de maneira que se consiga representar a situação real de uma maneira aceitável. As restrições neste estudo estão intimamente ligadas à escolha do método de regressão.

A metodologia de regressão utilizada foi o método dos mínimos quadrados ordinários (MMQ) com uma variável, que apresenta segundo NETER (1985, pp. 31-32) as seguintes suposições básicas:

- o termo de erro tem média zero;
- a variância do termo de erro é constante;

Uma das restrições impostas pelo método de regressão escolhido, é portanto, que o modelo estimado será o tanto mais adequado, quanto mais as suas distribuições satisfizerem estas duas suposições.



Uma outra restrição da metodologia utilizada é que ela testa apenas se os índices financeiros obedecem ou não a uma função do tipo linear com uma variável independente. Caso esta função linear não seja adequada, nossos testes não indicarão qual a função a utilizar.

Devido a grande variedade de dados, a nossa análise foi restrita a comparação *cross-sectional* aplicada a dois casos. No primeiro caso, considerou-se como espaço amostral os dados correspondentes a todas as empresas coletadas, independentemente do setor a qual ela pertence (dados inter-indústrias). No segundo caso, o espaço amostral foi dividido em setores com empresas classificadas por tipo de indústria. (Dados intra-indústria).

Os dados analisados neste estudo abrangeram nove índices financeiros, provenientes do banco de dados Economática. Os dados são referentes aos índices financeiros de 156 empresas brasileiras dos seus balanços em dezembro de 1997. Os índices analisados foram: (1) índice de liquidez corrente, (2) índice de liquidez seca, (3) giro dos estoques, (4) giro do ativo total, (5) índice de endividamento geral, (6) índice de cobertura de juros, (7) margem operacional, (8) margem líquida e (9) índice da taxa de retorno sobre o patrimônio líquido (ROE).

As empresas para a análise intra-indústria foram divididas de acordo com a classificação apresentada pelo banco de dados Economática, obtendo-se 10 setores diferentes. Sendo eles: (1) alimentos, (2) auto peças, (3) comércio, (4) energia, (5) fertilizantes, (6) metalúrgico, (7) petroquímico, (8) siderurgia, (9) telecomunicações e (10) têxtil.

Os cálculos para os testes foram elaborados em planilhas do software Excel. Consultar o apêndice V para maiores explicações sobre os cálculos e funções utilizadas do software Microsoft Excel.

Após a realização dos testes, os resultados foram agrupados em tabelas de forma a facilitar a análise e a comparação dos dados.

Nos capítulos posteriores, tratar-se-á primeiramente de fundamentar a teoria existente, assim como fazer uma revisão das principais obras da literatura que abordam a idéia principal deste estudo. Em seguida, apresentar-se-á os resultados obtidos com as análises e conclusões.

## *Capítulo 2*

---

# *FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA*

---

Neste capítulo trataremos de apresentar os principais conceitos e definições encontrados na literatura que serviram como fonte de informação para fundamentar o nosso estudo.

## *2.1 A Análise Financeira*

A análise financeira de empresas é tarefa bastante complexa e de fundamental importância numa sociedade moderna. Segundo DA SILVA (1990), a análise é um processo de averiguação e de reflexão com determinado fim. Para se proceder à análise, é necessário decompor um todo em partes, examinando com minúcia cada uma das partes em busca de explicações ou do entendimento do todo, da parte, ou de alguma característica ou anormalidade que se pretende identificar. No caso de análise de empresas, as razões mais frequentes que nos levam a desenvolvê-la tendem a ser de caráter econômico-financeiro.

A análise financeira de uma empresa é geralmente baseada nas demonstrações financeiras da empresa em questão, sendo então os balanços publicados uma das principais fontes de informações para os analistas.

### *2.1.1 As demonstrações financeiras*

A análise das demonstrações financeiras de uma empresa inclui o estudo dos seus dados financeiros e das relações existentes entre estes dados numa determinada data ou ao longo do tempo. Várias técnicas de análise vem sendo desenvolvidas e utilizadas no ambiente financeiro. Entre estas técnicas duas podem ser destacadas por sua facilidade e conveniência de utilização.

A primeira delas é a análise horizontal e vertical dos dados de cada conta do balanço da empresa. Este método consiste em calcular o percentual de cada conta do balanço de

longo deste trabalho, será de dados de empresas S.A. de capital aberto, por serem os dados destas empresas mais acessíveis.

## *2.2 A análise de índices financeiros*

### *2.2.1 Os índices*

LEV (1974) diz que:

*"Os índices podem ser vistos de uma maneira geral como uma relação entre duas variáveis. No caso do ambiente financeiro, como a relação existente entre duas variáveis financeiras."*

Entre alguns dos exemplos de relacionamento entre variáveis LEV (1974) cita a relação existente entre a demanda e o preço de um determinado produto, ou os custos de produção em função do volume produzido.

O que acontece na prática é que os analistas procuram fazer com que cada uma destas duas variáveis possua o maior número de informações possíveis, de forma que, através de um número índice se consiga analisar de maneira rápida e objetiva o maior número de informações possíveis de uma empresa.

FOSTER (1986), diz que os índices financeiros são a forma mais resumida de se analisar as demonstrações financeiras de uma empresa. Diz ainda que, as principais razões para se estudar dados em forma de índices são:

1. O controle da variável "tamanho" entre a comparação de diferentes empresas numa determinada data ou ao longo do tempo.

uma determinada empresa e compará-los aos valores percentuais de uma outra empresa ou de seus próprios dados ao longo do tempo. Após feita a análise horizontal e vertical dos dados, surge como segunda ferramenta de análise o estudo das demonstrações financeiras através de índices.

Segundo MANIX (1997), os índices fornecem uma via rápida para monitorar as condições de uma empresa – apesar de permitirem um exame apenas superficial. Ele mesmo, como responsável por conceder empréstimos de um grande banco, utilizava índices como parte da análise de crédito, que lhe auxiliavam a decidir se o empréstimo deveria ou não ser concedido.

Quanto a utilização da análise dos índices financeiros, GITMAN (1997) afirma o seguinte:

*“A análise por meio de índices financeiros é usada para comparar o desempenho e a situação de uma empresa com outras empresas, ou consigo mesma ao longo do tempo.” (GITMAN, P.102)*

GITMAN acrescenta ainda que, além dos cálculos dos índices financeiros, o mais importante é a interpretação dos valores destes índices. E que os insumos básicos para a análise baseada em índices são a demonstração do resultado e o balanço patrimonial da empresa, referentes aos períodos a serem examinados.

No caso do Brasil, as quatro demonstrações financeiras principais requeridas segundo a Lei das Sociedades por Ações (Lei das S.A.) são: (1) a demonstração do resultado do exercício, (2) o balanço patrimonial, (3) a demonstração dos lucros retidos, e (4) a demonstração dos fluxos de caixa. (GITMAN, p.71). Estas são portanto, as principais fontes de dados das empresas para os analistas financeiros no caso brasileiro. A nossa análise ao

2. Tornar os dados mais consistentes através do uso de ferramentas de análises estatísticas, como por exemplo, análises de regressão.
3. Provar uma determinada teoria onde o índice é a variável de interesse.
4. Explorar uma regularidade empírica observada entre os índices financeiros e a estimação ou predição de uma variável de interesse, como por exemplo, o risco de uma ação ou a probabilidade de uma empresa declarar falência.

FOSTER destaca o controle da influência do tamanho de uma empresa, como a maior razão citada para a análise de dados em forma de índices financeiros.

Após decorrer sobre algumas razões para estudo índices financeiros, tratar-se-á agora das formas como podem ser comparados estes índices.

### *2.2.2 A comparação de índices financeiros*

Segundo FOSTER (1986), a metodologia de análise de índices financeiros é a técnica de análise mais largamente utilizada e difundida no ambiente financeiro.

Para responder questões como se os valores dos índices estão altos ou baixos, se são bons ou ruins, é necessário ter uma base de comparação. Dois tipos de comparação entre os índices financeiros podem ser feitas.

GITMAN (1997), classifica estas comparações como: análise *cross-sectional* e análise *série-temporal* e as define como:

*"Análise cross-sectional é a comparação de índices financeiros de diferentes empresas em um mesmo instante; envolve a comparação de índices*

*da empresa com os correspondentes da principal empresa do setor ou com as médias da indústria.” (GITMAN, p.103)*

*“Análise série-temporal é a avaliação do desempenho financeiro da empresa ao longo do tempo, utilizando a análise financeira baseada em índices.” (GITMAN p.105)*

Uma possível combinação destes métodos é também sugerida pela maioria dos autores como uma outra forma de análise. “Uma visão combinada permite avaliar a tendência do comportamento do índice com relação a tendência da indústria.” (GITMAN p.105).

Neste estudo daremos ênfase a análise *cross-sectional*, por ser esta a fonte de dados de nosso trabalho.

#### *A análise cross-sectional*

O objetivo da análise *cross-sectional* é “conseguir retirar informações necessárias para a tomada de decisões pela comparação dos índices investigados com índices padrões” (LEV, 1974).

Estes índices padrões são baseados geralmente, segundo LEV, nos índices médios da indústria ou encontrados em publicações especializadas.

Para uma melhor análise, alguns autores sugerem que os dados a serem escolhidos deveriam possuir algumas restrições.

LEV (1974), coloca como principais restrições para os dados quando da utilização da análise *cross-sectional*, que:



1. os dados pertençam a empresas de uma mesma indústria,
2. as empresas possuam tamanho similar,
3. a contabilidade das empresas envolva os mesmos métodos de cálculo,
4. as empresas estejam localizadas em uma mesma área geográfica.

Caso contrário, diz o autor, as relações encontradas não serão de muita confiabilidade.

LEV destaca que quando os dados pesquisados são referentes a empresas pertencentes a indústrias ou setores diferentes, a análise financeira será fraca e inconsistente. E diz que há um acordo entre os pensamentos da maioria dos autores que antes de uma análise, há a necessidade de classificação das empresas em segmentos homogêneos.

Para LEV, o problema principal da análise entre empresas pertencentes a segmentos diferentes é a alocação de seus custos, que como sabido, podem ser arbitrárias e até mesmo manipuladas pelos gerentes financeiros para melhorar a performance dos números da empresa.

## *2.3 Apresentação dos índices financeiros*

### *2.3.1 Precauções*

Antes de se apresentar os índices financeiros propriamente ditos, apresentar-se-á de forma resumida algumas precauções com relação aos índices financeiros sugeridas por GITMAN (1997).

1. “Um único índice financeiro não fornece informações suficientes para se julgar o desempenho global de uma empresa. Somente quando um grupo de índices for avaliado é que se poderá fazer julgamentos razoáveis. Se o objetivo da análise for examinar apenas certos ambientes específicos da situação financeira de uma empresa, então um ou dois índices poderão ser suficientes.

2. As demonstrações financeiras quando comparadas, devem ser da mesma data ou mês de encerramento; caso contrário, os efeitos de sazonalidade podem levar a conclusões e decisões errôneas.

3. É preferível usar demonstrações financeiras auditadas para fins de análise de índices financeiros. Se as demonstrações não forem auditadas, não há razão para se crer que os dados ali contidos reflitam a verdadeira situação financeira da empresa.

4. Os dados financeiros que estão sendo comparados devem ter sido elaborados com os mesmos critérios. O uso de tratamentos contábeis diferentes – especialmente com relação a estoques e depreciação – pode distorcer os resultados das análises por índices financeiros, independentemente do tipo de análise utilizado, se *cross-sectional* ou *série temporal*.

5. Quando os índices financeiros de uma empresa são comparados com os de outra ou com os da própria empresa ao longo do tempo, os resultados podem ser distorcidos devido a inflação. Esta pode fazer com que os valores contábeis dos estoques e dos ativos depreciáveis sejam muito diferentes dos seus verdadeiros valores. Adicionalmente, as baixas contábeis do custo dos estoques e da depreciação podem diferir dos seus valores verdadeiros e assim, distorcer os lucros. Estes efeitos inflacionários geralmente tem maior impacto, quanto maiores forem as diferenças nas idades dos ativos das empresas que estão sendo comparadas. Sem ajustes, a inflação tende a fazer com que as empresas mais antigas (ativos mais antigos) pareçam ser mais eficientes e lucrativas que as empresas mais novas (ativos mais novos). Obviamente, deve-se tomar cuidado ao comparar índices de empresas mais antigas com mais novas ou da própria empresa em um longo período de tempo.”

### *2.3.2 Os grupos de índices financeiros*

Esta seção serve de referência para o entendimento dos índices que serão analisados, não tendo uma relação direta com o principal objetivo deste trabalho e não sendo portanto, necessária para quem já está familiarizado com a utilização dos índices financeiros. Esta seção tem o objetivo simples de apresentar as definições dos índices financeiros analisados ao longo do trabalho, assim como apresentar os procedimentos para os seus cálculos.

Os índices financeiros podem ser subdivididos em quatro grupos ou categorias básicas segundo a literatura estudada. São eles: (1) os índices de liquidez, (2) os índices de capital de giro ou de atividade, (3) os índices de endividamento e (4) os índices de rentabilidade ou lucratividade.

Os três primeiros índices, segundo GITMAN (1997) medem fundamentalmente risco enquanto os índices de rentabilidade medem retorno.

### *2.3.3 Os tipos de análise*

De um modo geral, quando quer se avaliar o curto prazo, procura-se avaliar os índices de liquidez, índices de capital giro e índices de rentabilidade, uma vez que estes índices fornecem informações que são críticas ao curto prazo. "Se a empresa não puder sobreviver no curto prazo, não é preciso preocupar-se com as perspectivas a longo prazo" (GITMAN, 1979. p. 107)

A utilidade dos índices de endividamento só são fundamentalmente validados segundo este autor, quando o analista tiver certeza que a empresa sobreviverá no curto prazo.

Como regra geral, os elementos necessários para uma boa análise financeira incluem no mínimo, a demonstração do resultado e o balanço patrimonial.

### A análise de liquidez

A liquidez de uma empresa tem haver com as condições de pagamento das obrigações da empresa no curto prazo. Segundo GITMAN (1979):

“Liquidez é capacidade de uma empresa para satisfazer suas obrigações no curto prazo, na data do vencimento”

A liquidez, ainda segundo GITMAN, refere-se à solvência da situação financeira global da empresa ou seja, a facilidade com que ela pode pagar suas contas.

FOSTER (1984), refere-se a liquidez como sendo a habilidade de uma empresa honrar seus compromissos de curto prazo quando estes vencem.

As três medidas básicas de liquidez são: (1) o capital circulante líquido, (2) o índice de liquidez corrente e (3) o índice de liquidez seco.

Procuraremos dar as definições aqui dos dois últimos, por serem estes os que serão avaliados em nosso trabalho.

### *O índice de liquidez corrente*

Este índice é um dos índices financeiros mais comumente citados. Segundo GITMAN ele mede a capacidade da empresa para satisfazer suas obrigações de curto prazo. É expresso por:

$$\text{Índice de liquidez corrente} = \frac{\text{ativo}_{\text{circulante}}}{\text{passivo}_{\text{circulante}}}$$

Geralmente segundo GITMAN, um índice de liquidez corrente de 2,0 é mencionado como aceitável, mas esta aceitabilidade do valor do índice depende, em grande parte, da indústria na qual a empresa opera.

#### *O índice de liquidez seca*

O índice de liquidez seca é parecido com o índice de liquidez corrente, com a única diferença que este índice exclui os estoques do ativo circulante da empresa, por ser geralmente “o ativo de menor liquidez” GITMAN (1997, p 110).

Este índice pode ser expresso como:

$$\text{Índice de liquidez seca} = \frac{\text{ativo}_{\text{circulante}} - \text{estoques}}{\text{passivo}_{\text{circulante}}}$$

Ocasionalmente, “é recomendado um índice de liquidez seco igual ou maior que 1,0. Mas da mesma forma que para o índice de liquidez corrente, um valor aceitável depende muito da indústria analisada.” GITMAN (1997 p.111).

#### *A análise do giro*

Estes índices são utilizados “para medir a rapidez com que algumas contas são convertidas em vendas ou em caixa. GITMAN (1997 p. 112).

Os índices mais comumente utilizados são: (1) giro dos estoques, (2) prazo de cobrança, (3) prazo de pagamento, (4) giro do ativo permanente e (5) giro do ativo total.

Destacaremos aqui, os índices (1) e (5), por serem estes os que serão avaliados em nosso estudo.

#### *O índice de giro de estoques*

“O giro dos estoques geralmente mede a atividade, ou liquidez, dos estoques da empresa”. GITMAN (1997 p. 112).

$$\text{Giro de estoques} = \frac{\text{custos\_dos\_produtos\_vendidos}}{\text{estoques}}$$

Segundo GITMAN, o giro dos estoques é significativo somente quando comparado ao de outras empresas pertencentes ao mesmo setor. Este índice de giro, quando dividido por 360 (número aproximado de dias do ano), resulta no número médio de dias de venda que a empresa tem em estoque.

#### *Giro do ativo total*

“O índice do ativo total indica a eficiência com a qual a empresa usa todos os seus ativos para gerar vendas.” GITMAN (1997 p. 115). Geralmente, quanto maior o valor absoluto deste índice, mais eficientemente a empresa parece utilizar os seus ativos. O giro do ativo total pode ser calculado como:

$$\text{Giro do ativo total} = \frac{\text{vendas}}{\text{ativos\_totais}}$$

#### **A análise do endividamento**

O endividamento de uma empresa tem relação geralmente com os recursos de terceiros. “A situação de endividamento de uma empresa indica o montante de recursos de terceiros que está sendo usado, na tentativa de gerar lucros.” GITMAN (1997 p. 115).

De forma geral, quanto mais recursos de terceiros a empresa utiliza em relação ao seu ativo, maior será a sua alavancagem financeira, termo utilizado para descrever a ampliação do risco e do retorno ocasionada pelo uso de financiamento a custos fixos, como dívida e ações preferenciais. Em outras palavras, “quanto maior o endividamento a custos fixos, ou alavancagem financeira, de uma empresa, maior serão o seu risco e retorno esperados.” GITMAN (1997 p. 116).

Os índices mais utilizados como medidas de endividamento são: (1) índice de endividamento geral, (2) índice exigível a longo prazo-patrimônio líquido, (3) índice de cobertura de juros e (4) índice de cobertura de pagamentos fixos.

Procuraremos definir os índices (1) e (3), por serem estes os índices de objeto de estudos em nosso trabalho.

#### *Índice de endividamento geral*

“O índice de endividamento geral mede a proporção dos ativos totais da empresa financiada pelos credores.” GITMAN (1997 p. 117). De forma geral, quanto maior for este índice, maior será o montante de capital de terceiros, que vem sendo utilizado para gerar lucros. Este índice é calculado como:

$$\text{Índice de endividamento geral} = \frac{\text{exigível}_{\text{total}}}{\text{ativo}_{\text{total}}}$$

Este índice é geralmente representado de maneira percentual. Um índice de endividamento geral, por exemplo de 40%, indica que a empresa financia 40% dos seus ativos com capital de terceiros.

### *Índice de cobertura de juros*

“O índice de cobertura de juros mede a capacidade da empresa para realizar pagamentos contratuais.” GITMAN (1997 p. 118). Geralmente, quanto maior for este número índice, maior é a capacidade da empresa para liquidar suas obrigações com juros. Este índice é geralmente calculado como:

$$\text{Índice de cobertura de juros} = \frac{\text{lucro\_operacional}}{\text{despesa\_anual\_com\_juros}}$$

Como regra geral, GITMAN sugere que este índice possua um valor mínimo de 3,0 e de preferência, próximo a 5,0.

### **A análise de rentabilidade**

Existem muitas formas de se avaliar a rentabilidade de uma empresa. Cada uma delas se relaciona a um tipo de retorno da empresa, por exemplo, às vendas, aos seus ativos, ao seu patrimônio líquido, ou ao valor das suas ações. Como um todo, “essas medidas permitem a quem analisa, avaliar os lucros da empresa em confronto com um dado nível de vendas, um certo nível de ativos, o investimento dos proprietários, ou o valor da ação.” GITMAN (1997 p. 120).

Alguns dos índices mais comumente encontrados na literatura são: (1) margem bruta, (2) margem operacional, (3) margem líquida, (4) taxa de retorno sobre o ativo total (ROA), (5) Taxa de retorno sobre o patrimônio líquido (ROE), (6) lucro por ação e (7) índice preço/lucro (P/L). Procuraremos destacar os índices (2), (3) e (5), por serem estes os índices avaliados em nosso estudo.



### *Margem operacional*

“A margem operacional mede o que, com frequência, se denomina *lucros puros*, obtidos em cada unidade monetária de venda. O lucro operacional é puro, no sentido de que ignora quaisquer despesas financeiras ou obrigações (juros ou impostos de renda) e considera somente os lucros auferidos pela empresa em suas operações.” GITMAN (1997 p. 122). Este índice pode ser calculado como:

$$\text{Margem operacional} = \frac{\text{lucro}_{\text{operacional}}}{\text{vendas}}$$

### *Margem líquida*

“A margem líquida mede a porcentagem de cada unidade monetária de venda que restou, depois da devolução de todas as despesas, inclusive o imposto de renda.” GITMAN (1997 p. 122). Esta margem líquida é um dos índices mais utilizados pelos analistas, por ser este, o índice que revela o sucesso da empresa em termos de lucratividade sobre vendas. Este índice pode ser calculado como:

$$\text{Lucro líquido} = \frac{\text{lucro}_{\text{líquido}_{\text{após}_{\text{imposto}_{\text{de}_{\text{renda}}}}}}}{\text{vendas}}$$

### *Taxa de retorno sobre o patrimônio líquido*

“A taxa de retorno sobre o patrimônio líquido (ROE), mede o retorno obtido sobre o investimento (ações preferenciais e ordinárias) dos proprietários da empresa.” .” GITMAN (1997 p. 123). Este índice é calculado como:

$$ROE = \frac{\text{lucro\_líquido\_após\_imposto\_de\_renda}}{\text{patrimônio\_líquido}}$$

*Obs: o valor deste número índice é geralmente dado em percentagem.*

Após dadas as definições dos índices financeiros, espera-se que seja de fácil entendimento os cálculos realizados em seções posteriores deste trabalho. Procuramos escolher um ou mais índices de cada grupo apresentado, com o objetivo de poder abranger todas as áreas da empresa, e desta forma conseguir validar o nosso estudo de modo global, para todos os índices financeiros que possam vir a ser avaliados em trabalhos posteriores.

## *2.4 O uso de ferramentas estatísticas para a análise de índices financeiros*

O uso de ferramentas estatísticas como análises de regressões lineares e não lineares vem sendo a cada dia mais utilizada na análise de índices financeiros. Esta metodologia por fornecer um grande número de informações estatísticas possibilita um número maior de análises do que os modelos tradicionais.

Em toda análise estatística, os dados coletados merecem especial atenção. Procuraremos agora, dar algumas definições de forma a introduzir e possibilitar um melhor entendimento do procedimento utilizado para análise de índices financeiros neste trabalho.

### 2.4.1 Os Dados

Os dados são informações que nós queremos analisar. MIRER (1983), define dados como sendo fatos quantitativos ou pedaços de informações que se quer trabalhar estatisticamente. Diz ainda que, em qualquer processo econômico que faça estudos empíricos, os dados são coletados de um conjunto de casos ou ocorrências de um processo. Estes casos são chamados *observações*, e a natureza destes casos ou instantes define a unidade da observação.

Antes de qualquer análise dos dados coletados, MIRER (1983) diz que o analista deveria ter um bom entendimento de quais as exatas características dos dados medidos e saber o quão confiável é o processo de medida.

### 2.4.2 As medidas estatísticas

Algumas das medidas estatísticas mais comuns dos dados são a medida da tendência central e as medidas de dispersão. A *medida de tendência central* pode ser caracterizada normalmente pela média dos dados e preocupa-se com a medida do típico valor que a variável assume nos dados analisados. A *medida de dispersão* dos dados, preocupa-se com determinar a faixa em que os valores se encontram, assim como procura quantificar o tamanho desta faixa. Algumas das medidas mais comuns de dispersão são a *amplitude total*, a *variância* e o *desvio padrão*. Outras medidas mais avançadas para avaliar os dados são os coeficientes de *assimetria* ( $\gamma_3$ ) e *curtose* ( $\gamma_4$ ).

Como o uso da medida do coeficiente de assimetria e curtose serão bastante utilizadas ao longo de nosso trabalho, procurar-se-á dar prioridade de ênfase destas medidas.

Para um bom entendimento das medidas de assimetria e curtose, é necessário ter em mente as definições de tendência central (média), desvio padrão e distribuição normal.

### *A tendência central*

A tendência central, será quantificada neste trabalho através da média dos dados. Esta média é geralmente encontrada somando-se todos os dados da variável analisada e dividindo-se esta soma pela quantidade de observações. A fórmula é geralmente apresentada como:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^N X_i}{N}$$

*Equação 2.1*

aonde:

$X_i$  é o valor da variável *ith* analisada, e

$N$  é o número de observações.

### *O desvio padrão*

O desvio padrão é a medida mais comum de dispersão e é geralmente estimada como:

$$\gamma_2 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2}{N - 1}}$$

*Equação 2.2*

aonde:

$X_i$  é o valor da variável *ith* analisada,

$\bar{X}$  é a média da distribuição,

$N$  é o número de observações.

### *A medida de assimetria*

Como o próprio nome da medida já diz, a medida de assimetria procura medir o grau de assimetria de uma distribuição (conjunto de dados) em torno de sua média. A distribuição é dita com assimetria positiva quando a maioria dos dados assumem valores positivos em comparação a média da distribuição. Da mesma forma, a distribuição é dita assimetricamente negativa quando a maioria dos dados possuem valores negativos quando comparados com a média da distribuição. Por ser de grande conveniência a fórmula de assimetria utilizada por nós neste trabalho foi a fórmula encontrada no Microsoft Excel, que é determinada para uma amostra de tamanho  $n$  como:

$$\gamma_3 = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum \left( \frac{(X_i - \bar{X})}{\gamma_2} \right)^3$$

*Equação 2.3*

aonde:

$X_i$  é o valor da variável *ith* analisada,

$\bar{X}$  é a média da distribuição,

$n$  é o número de observações e,

$\gamma_2$  é o desvio padrão.

Após a determinação do coeficiente de assimetria, e antes que venhamos a determinar o coeficiente de curtose, cabe definir o que é uma distribuição normal.

### *Distribuição Normal*

A distribuição de um conjunto de dados é dita normal quando a média dos seus desvios  $(X_i - \bar{X})$  é igual a zero e a variância dos erros da distribuição é constante. Para uma distribuição normal o coeficiente de assimetria é igual a zero, pois os dados

analisados encontram-se simétricos com relação a média, uma vez que para a distribuição dita normal a média dos desvios é nulo.

“Para exemplos de 20 a 100 observações, pode-se suspeitar de assimetria negativa na distribuição se o coeficiente de assimetria for  $\gamma_3 < -0.5$  e de assimetria positiva caso  $\gamma_3 > +0.5$ . ” (FOSTER, 1986 p.107)

#### *A medida de curtose*

O teste de curtose é geralmente analisado para avaliar a normalidade da distribuição, e compara a distribuição amostrada com a distribuição caracterizada como normal. O coeficiente de curtose utilizado neste trabalho foi a fórmula encontrada no Microsoft Excel, que é determinada para uma amostra como:

$$\gamma_4 = \left\{ \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum \left( \frac{(X_i - \bar{X})}{\gamma_2} \right)^4 \right\} - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)}$$

*Equação 2.4*

aonde:

$X_i$  é o valor da variável *ith* analisada,

$\bar{X}$  é a média da distribuição,

$n$  é o número de observações e,

$\gamma_2$  é o desvio padrão.

Para uma distribuição normal o coeficiente de curtose é nulo. “Uma conveniente regra para suspeitar de não normalidade da distribuição é encontrar coeficientes de curtose  $\gamma_4 < -1$  ou  $\gamma_4 > +1$ ” (FOSTER, 1986 p.107).

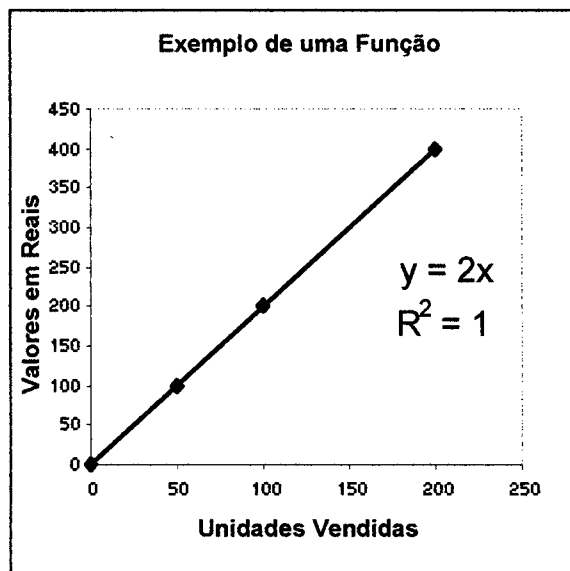
Após descrever sobre algumas medidas estatísticas, cabe por fim dar maior destaque a metodologia de regressão.

## *2.5 Análise por meio de regressões*

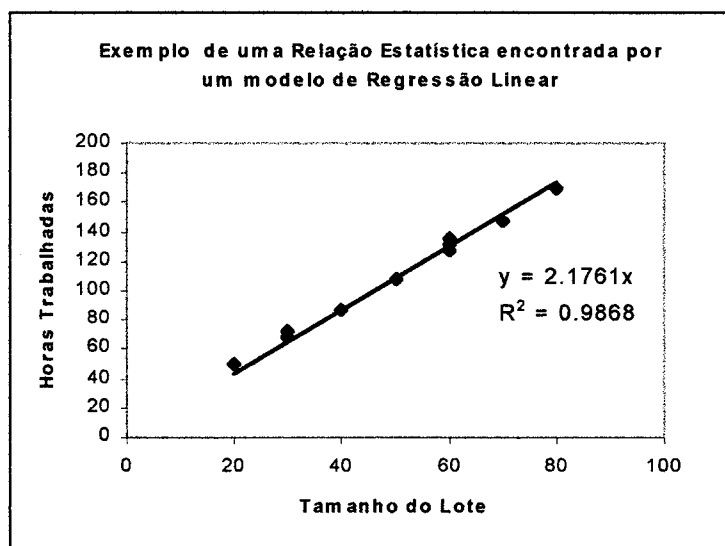
“A análise através de modelos de regressão é utilizada como uma ferramenta estatística que procura encontrar a relação existente entre duas ou mais variáveis de forma que uma variável possa ser calculada a partir de uma outra ou outras.” (NETER & WASSERMAN, 1985 p.23).

Esta forma de relação encontrada por um modelo de regressão, é diferente da relação encontrada por uma função. Enquanto uma função apresenta uma relação perfeita entre as variáveis, a relação encontrada por modelos de regressão não é exatamente perfeita, apresentando distorções nos parâmetros estimados. Podemos chamar a relação encontrada por modelos de regressão como uma relação estatística.

Para melhor entendimento entre a diferença de uma função e de uma relação estatística, procuramos exemplificar a seguir na *Figura 2.1* uma função, enquanto que a *Figura 2.2* procura exemplificar uma relação estatística.



*Figura 2.1 Exemplo de função*



*Figura 2.2 Exemplo de regressão*



O objetivo de um modelo de regressão é então, encontrar uma relação entre os dados de forma que uma variável possa ser definida em relação a outra. Sabemos agora, que esta relação encontrada por estes modelos não é perfeita como uma função, apresentado erros nos valores estimados. Estas diferenças são chamadas de erros de dispersão. O modelo de regressão será então mais perfeito, quanto menores forem estes erros de dispersão.

Existem vários modelos de regressão, e a escolha de um modelo depende das características dos dados e do objetivo que se quer alcançar com a regressão.

Segundo NETER & WASSERMAN, 1985 um modelo de regressão é uma metodologia que procura expressar dois ingredientes essenciais em uma relação estatística:

1. A tendência de uma variável dependente  $Y$  variar com uma ou várias variáveis independentes  $X$  em um sistema.
2. Mostrar o conjunto de observações em torno da curva de uma relação estatística.

NETER, diz ainda que estas duas características estão expressas em um modelo de regressão pelo postulados:

1. Em uma população de observações associadas com uma amostra de um processo, existe uma distribuição de probabilidade de  $Y$  associada para cada valor de  $X$ .
2. O significado desta distribuição de probabilidade varia em função de  $X$ , de diversas formas possíveis. (p. ex. linear, curvilínea e/ou logaritmo).

Os modelos de regressão podem diferir principalmente portanto, quanto a função de regressão e quanto ao formato da distribuição de probabilidade de  $Y$ .

### *2.5.1 A construção de um modelo de regressão*

Os modelos de regressão também podem apresentar teoricamente um número ilimitado de variáveis independentes. Na prática, se procura trabalhar com um número de variáveis independentes que se consiga representar de forma satisfatória o sistema desejado.

#### *A seleção das variáveis independentes*

“Desde que um sistema real deve ser reduzido a proporções possíveis de estudos sempre que construímos um modelo, somente um limitado número de variáveis independentes ou variáveis possíveis de predição podem ou deveriam ser incluídas em um modelo de regressão para qualquer uma situação de interesse. A questão é então, escolher para o modelo de regressão um conjunto de variáveis independentes que sejam as mais adequadas para a análise específica que desejamos fazer.” (NETER & WASSERMAN, 1985 p.29).

Estaremos interessados neste trabalho em estudar um modelo de regressão do tipo linear com apenas uma variável independente, por ser este o modelo utilizado ao longo de nosso estudo.

O tipo de regressão para um sistema do tipo linear com uma variável independente mais comumente encontrado na literatura é o método dos mínimos quadrados (MMQ), o qual apresentaremos sucintamente no próximo tópico.

### 2.5.2 O método dos mínimos quadrados

A forma básica de representação deste modelo de regressão é:

$$Y_i = \alpha + \delta X_i + \varepsilon_i$$

*Equação 2.5*

aonde:

$Y_i$  é a variável dependente,

$\alpha$  e  $\delta$  são parâmetros,

$X_i$  é a variável independente e,

$\varepsilon_i$  é o erro randômico com  $E(\varepsilon_i) = 0$  e variância  $\sigma^2(\varepsilon_i) = \sigma^2$

Este modelo assume portanto, que a distribuição de probabilidade associada à variável dependente  $Y_i$  é constante e a variância do termo de erro é independente dos valores de  $X_i$ . Convém aqui destacar que os parâmetros  $\alpha$  e  $\delta$  representam respectivamente o coeficiente linear (intercepto) e angular (inclinação) deste sistema linear.

Este modelo será o modelo por nós utilizado e servirá como base de análise para todo o nosso estudo.

Procuramos desenvolver ao longo deste capítulo toda a teoria que serve como base de sustentação ao nosso trabalho. Análises mais profundas serão abordadas em capítulos posteriores, de forma a esclarecer da melhor maneira possível a metodologia por nós utilizada.

## *Capítulo 3*

---

# *REVISÃO DA LITERATURA*

---

Neste capítulo serão apresentados os principais trabalhos relacionados com o tema desta dissertação. Inicialmente apresenta-se o trabalho de MCDONALD & MORRIS (1984), que aceita a análise de índices financeiros como uma metodologia *ad hoc* e não se atém a desenvolver uma fundamentação teórica para a sua aplicação. Em seguida, será descrito o estudo de COSTA JR. (1989), que é baseado nos estudos dos dois autores anteriormente citados, mas com dados de empresas inglesas. Mais adiante, tratamos de fazer referências a outros estudos com o objetivo de dar uma noção de como é a distribuição dos índices financeiros.

Todos estes trabalhos, tem por objetivo questionar a análise tradicional de índices financeiros, através dos estudos das propriedades distributivas destes índices. Como já citado também, é reconhecido na literatura que os índices financeiros possuem uma proporcionalidade implícita com o tamanho da empresa que está sendo analisada e a questão que se coloca então, é se esta proporcionalidade é considerada na metodologia de análise tradicional.

### *3.1 O Trabalho de McDonald e Morris (1984).*

A proposta do estudo destes autores é apresentar a metodologia tradicional de análise dos índices financeiros em sua forma análoga de regressão e examinar uma validade empírica da análise de índices financeiros através da comparação com modelos alternativos.

Estes autores procuram representar o modelo tradicional de análise de índices financeiros através de um modelo de regressão do tipo:

$$Y_i = \alpha + \delta \cdot X_i + \varepsilon_i$$

*Equação 3.1*

Aonde  $\alpha$  é o termo de intercepção e  $\delta$  é o coeficiente de relação entre as variáveis. Convém lembrar que este é um modelo linear, com apenas uma variável independente como descrito no capítulo anterior.

O método dos mínimos quadrados foi utilizado para estimar a equação acima demonstrada. Os autores trabalharam com quatro índices financeiros e procuraram aplicar quatro formas diferentes de estimação para cada um destes índices.

### *3.1.1 Os dados*

Os dados utilizados foram relativos a empresas norte americanas no ano de 1979, sendo classificados em uma amostra com empresas pertencentes a setores diferentes (cross-indústria) e em uma amostra com empresas pertencentes a um mesmo setor (intra-indústria).

### *3.1.2 A motivação dos autores*

Os autores estavam motivados em encontrar e propor uma metodologia de análise de índices financeiros que estivesse baseada nos testes efetuados. O modelo escolhido seria então aquele que apresentasse as menores distorções dos dados estimados quando comparado com os dados reais.

MCDONALD & MORRIS utilizaram então, quatro modelos diferentes de estimação para testar a análise dos índices financeiros quanto a suposição da proporcionalidade, normalidade e quanto a necessidade de inclusão de um termo de intercepção nas análises.

### *3.1.3 Os resultados*

Para a amostra cross-indústria, os autores conseguiram comprovar a existência do termo de intercepção, pois este foi significativamente diferente de zero para três dos quatro índices analisados. Somente o índice que considera o total dos passivos e o total de ativos é que não foi significativamente diferente de zero. Os resíduos apresentados por estes dados porém, apresentaram significativas medidas de assimetrias e curtose.

Para os autores, estes resultados não foram surpreendentes, dado que a análise tradicional reconhece que os índices financeiros não possuem as mesmas características para empresas pertencentes a setores diferentes, ou seja, o valor aceito como padrão para cada índice pode ser diferente dependendo do setor em que a empresa se encontra.

Por outro lado, estes resultados não são consistentes com os trabalhos de LEV & SUNDER (1979), os quais tinham sugerido que um significativo termo de intercepção não poderia ser encontrado em estudos cujas amostras fossem pertencentes a setores diferentes, devido segundo estes autores, a alta variabilidade dos componentes de custo fixo entre as empresas.

Já para os dados que pertenciam a uma mesma indústria ou setor, o termo de intercepção não foi estatisticamente significativo para nenhum dos quatro índices estudados pelos autores. A presença de não normalidade foi substancialmente reduzida utilizando-se o modelo que representava o método tradicional de análise de índices financeiros encontrado na literatura.

### *3.1.4 As conclusões*

A conclusão foi que método tradicional provou ser mais consistente do que os outros métodos sugeridos pois apresentou menores distorções, além é claro, da simplicidade. Estes resultados forneceram um forte suporte empírico para a análise tradicional.

O resultados, no entanto, são válidos somente para o tipo de indústria estudada pelos autores, estando ainda as outras indústrias abertas a estudos.

## *3.2 O Trabalho de Costa Jr. (1989)*

O trabalho deste autor foi realizado com a utilização da metodologia de MCDONALD & MORRIS (1984). Foram testados dois índices financeiros e três setores diferentes.

### *3.2.1 Os dados*

Os dados foram retirados do banco de dados da DATASTREAM, que forneceu índices de empresas inglesas do ano de 1988. As amostras também foram separadas com dados de empresas pertencentes a um mesmo setor (cross-indústria) e dados de empresas pertencentes a setores diferentes (intra-indústria).

### *3.2.2 Os resultados*

Para os dados pertencentes a setores diferentes, o autor encontrou para os dois índices analisados, significantes não normalidade nos resíduos de cada um dos quatro



modelos analisados, embora os coeficientes da estatística S.R. (*studentized range*<sup>1</sup>) dos resultados do índice de lucratividade tenham sido menos significantes que os demais.

Para esta mesma amostra, o autor da mesma forma que MCDONALD & MORRIS (1984), encontrou coeficientes de intercepção significativamente diferentes de zero, mas destacou que a sua inclusão não trouxe melhoramentos na redução das não normalidades dos resíduos.

COSTA JR., assim como MCDONALD & MORRIS (1984), concluiu que a forma tradicional de análise não é válida para empresas pertencentes a indústrias diferentes. O que confirma que o padrão dos índices financeiros pode ser diferente dependendo da indústria em que a empresa se encontra.

COSTA JR., assim como MCDONALD & MORRIS (1984), trabalhou com 4 modelos de estimação, diferenciando-os quanto a proporcionalidade e quanto inclusão do termo de intercepção. Para os dados pertencentes a uma mesma indústria, como MCDONALD & MORRIS (1984), COSTA JR. não encontrou em nenhum dos modelos que não consideram haver a relação de proporcionalidade entre o erro e a variável  $X_i$  uma significativa existência dos coeficientes de intercepção. No entanto, na avaliação dos modelos que consideram a proporcionalidade, contrariamente aos resultados encontrados por MCDONALD & MORRIS (1984), o termo de intercepção foi estatisticamente significativo em três das quatro amostras estudadas. O intercepto não foi significativo apenas onde o tamanho da amostra, quando comparada com o tamanho das outras amostras, foi consideravelmente menor.

---

<sup>1</sup> S.R.=  $(X_{\max} - X_{\min})/\sigma_x$ , onde  $X_{\max}$  e  $X_{\min}$  são respectivamente a maior e a menor observação da variável e  $\sigma_x$  é o desvio padrão da amostra da distribuição.

Em adição, os resultados dos modelos que apresentam a característica de proporcionalidade reduziram significativamente as não normalidades em três dos quatro exemplos estudados.

### *3.2.3 As conclusões*

As conclusões do autor foram que, igualmente a MCDONALD & MORRIS (1984), e diferentemente de LEV & SUNDER (1979), foram encontrados significativos termos de intercepção, sugerindo que o modelo tradicional não é realmente um bom modelo de análise com dados de empresas cross-indústria.

Também, igualmente a MCDONALD & MORRIS, o modelo tradicional de análise apresentou menores não normalidades que os demais modelos estudados, sendo relativamente um bom modelo para as amostras que possuem dados de empresas de um mesmo setor (intra-indústria).

No entanto, pelos resultados encontrados por COSTA JR., melhor ainda que o modelo tradicional, foi o modelo sugerido por WHITTINGTON (1980) e BARNES (1982), que adiciona o termo de intercepção e considera a proporcionalidade na análise. Pois como já citado, COSTA JR. encontrou significativos termos de intercepção em 75% dos casos.

Estes resultados, apesar de não descartarem o modelo tradicional de análise, sugerem a adoção de um novo modelo para a análise de índices financeiros. Sugerindo a inclusão de um termo de intercepção no modelo tradicional, como forma de reduzir as distorções deste modelo.

Estes resultados são válidos porém, somente para as amostras estudadas por COSTA JR., não podendo portanto, ser generalizadas.

### *3.3 Outros estudos sobre a distribuição dos índices financeiros*

DEAKIN (1976), que examinou a distribuição de 11 índices financeiros para empresas norte americanas de manufatura do período de 1953 a 1973, concluiu que os índices financeiros não tem uma distribuição normal, mas que em muitos casos esta não normalidade dos dados pode ser transformada em uma distribuição normal através do uso de transformações de variáveis.

RICKETTS & STOVER (1978), que examinaram a distribuição de 11 índices financeiros de bancos norte americanos no período de 1965 a 1974, concluíram que para esta amostra (intra-indústria), a característica de normalidade para a distribuição não foi rejeitada para a maioria dos índices dos bancos analisados.

FRECKA & HOPWOOD (1983), que testaram os mesmos índices de DEAKIN (1976) para o período de 1950 a 1979, concluíram que, quando deletados os dados chamados "outliers" (pontos muito fora da média), normalidade ou uma aproximação de normalidade pode ser usualmente encontrada para os índices estudados. Quando adotada a prática de excluir os outliers, os autores constataram também que houve um incremento da estabilidade da variância deste dados no tempo. Os autores utilizaram os testes de assimetria e curtose para identificar os outliers.

BOUGEN & DRURY (1980) que examinaram a distribuição de sete índices financeiros para 700 companhias para o ano de 1975, concluíram que há evidências suficientes para indicar a presença de não normalidades nos dados, causados pela presença de outliers. A hipótese de normalidade foi rejeitada para todos os sete índices analisados.

BUIJINK & JEGERS (1984), que examinaram as propriedades da distribuição de 11 índices financeiros para uma grande amostra de empresas belgas no período de 1977 a 1981, encontraram que os índices financeiros de forma geral, apresentam a característica de serem assimetricamente positivos para cada ano de 1977 a 1981.

FOSTER (1986) após alguns estudos conclui que existe um número considerável de evidências que muitos índices financeiros não podem ser muito bem descritos por uma distribuição normal, mas que quando isto acontece, pode ser imposta uma normalidade aos dados através de transformações de variáveis, do descarte de outliers, ou através do uso de ferramentas estatísticas que são mais apropriadas para uma distribuição não normal.

Procurou-se neste capítulo fazer uma revisão da literatura, de modo a destacar os estudos que serviram para dar suporte ao nosso trabalho. Os estudos aqui descritos, de modo geral, procuram apresentar uma metodologia alternativa para a análise de índices financeiros, assim como, demonstrar através de como avaliações empíricas, como são as distribuições dos índices financeiros.

No próximo capítulo será apresentada a metodologia tradicional em sua forma análoga de regressão. Serão também apresentados três diferentes modelos de estimação, com vistas a poder comparar os resultados destes modelos com a metodologia tradicional. Após a apresentação dos modelos, decorrer-se-á sobre a amostra de dados, as considerações de um modelo de regressão e sobre os testes realizados com os dados. Por fim, apresentar-se-á os resultados por encontrados.

*METODOLOGIA UTILIZADA E  
APRESENTAÇÃO DOS MODELOS*

---

## *4.1 A Modelo Tradicional*

O modelo tradicional de comparação de índices financeiros consiste em calcular os índices de uma empresa e compará-los com os índices médios (também chamados de índices padrões) da sua indústria, ou compará-los ainda aos índices da empresa líder do seu mercado.

Poderíamos então, seguir os seguintes procedimentos para definir o modelo tradicional:

1. Calcular os índices financeiros da empresa a ser analisada.
2. Encontrar o índice médio da indústria, através de publicações ou cálculos.
3. Fazer a comparação entre os índices encontrados e os índices médios da indústria.

Estes procedimentos poderiam também ser expressos da seguinte forma:

$$\textit{índice da empresa} - \textit{índice padrão} = \textit{diferença}$$

Onde esta diferença é quem irá determinar o quanto os índices financeiros estariam afastados do índice padrão.

O importante para este tipo de análise, é estudar os desvios significativos encontrados em relação ao padrão, sejam para mais ou para menos, fazendo então uma análise adicional para detectar as causas destas variações.

Antes de se introduzir os modelos a serem estudados, convém definir matematicamente o modelo tradicional de análise de índices financeiros, que pode ser geralmente especificado como:

$$\frac{Y_i}{X_i} - \delta = \varepsilon_i$$

*Equação 4.1*

Aonde  $Y_i$  e  $X_i$  podem ser observações no tempo de uma mesma empresa ou observações de diferentes empresas em uma determinada data.

Na Equação 4.1, o índice  $Y_i/X_i$  é o índice da empresa a ser analisado, a variável  $\delta$  é o índice padrão, e  $\varepsilon_i$  é a medida de distorção ou erro associada à diferença entre o índice da empresa e o índice tido como padrão da indústria.

Este índice padrão, como já citado anteriormente, pode ser a representação dos índices médios da indústria ou dos índices da empresa líder de mercado. Neste trabalho aceitaremos o fato de que o modelo tradicional trabalha com este índice médio. Começaremos então a nos referir a partir de agora ao índice médio da indústria no modelo tradicional de análise como sendo o índice padrão da amostra do conjunto de dados a ser estudado.

A estimação do índice padrão pelo modelo tradicional é normalmente calculado da seguinte forma:

$$\delta = \left(1/N\right) \sum \frac{Y_i}{X_i}$$

*Equação 4.2*

Aonde  $N$  é a quantidade de empresas da amostra e  $Y_i$  e  $X_i$  podem ser observações no tempo de uma mesma empresa ou observações de diferentes empresas em uma determinada data.

Fazendo algumas transformações na Equação 4.1, pode-se representá-la como:

$$Y_i = \delta.X_i + \varepsilon_i^*$$

*Equação 4.3*

Aonde  $\varepsilon_i^* = \varepsilon_i.X_i$  demonstra uma dependência direta do erro à variável  $X_i$ . Esta dependência será referida às vezes neste trabalho pela palavra "proporcionalidade" do erro à variável  $X_i$ . Devido a esta proporcionalidade, podemos notar que o modelo tradicional de análise não apresenta uma variância constante. As implicações de um modelo apresentar estas características são discutidas nos apêndices I e II.

Surgem neste ponto os primeiros questionamentos que tentaremos responder ao final do trabalho.

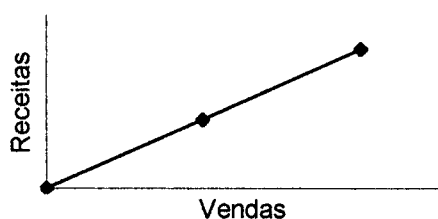
1. Será que quando os analistas financeiros estão comparando os índices financeiros eles estão considerando esta relação de proporcionalidade?
2. Será que não existe um modelo mais adequado para a comparação de índices financeiros do que o atualmente utilizado?

Devido a estes questionamentos, muitos autores, como WHITTINGTON (1980) e BARNES (1982), tem sugerido que o modelo tradicional deveria ser remodelado e representado por um modelo de regressão de  $X_i$  em  $Y_i$  (através da regressão de um modelo linear utilizando o método dos mínimos quadrados), de forma a permitir a inclusão de um termo de intercepção no modelo a ser estudado. Esta nova representação, segundo os autores, é de grande suporte estatístico, embora não apresente em alguns casos, uma relação muito forte com o modelo tradicional. O objetivo da inclusão de um termo de intercepção é sugerido por estes autores, como forma de diminuir as distorções encontradas no modelo tradicional.



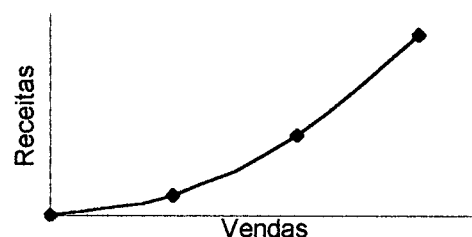
FOSTER, 1986 procura demonstrar exemplificando o índice que relaciona receitas (R) a vendas (V) ( $R = p.V$ ), aonde  $p$  que é o fator de proporcionalidade poderia ter as seguintes relações existentes:

**Proporcionalidade sem uma constante**



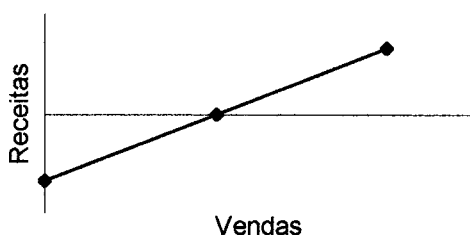
*Figura 4.1*

**Sem proporcionalidade e sem uma constante**



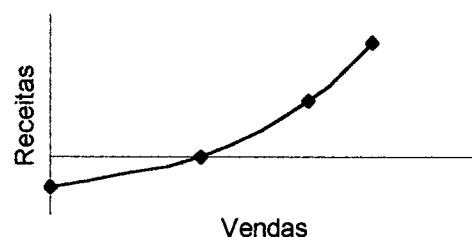
*Figura 4.3*

**Proporcionalidade com uma constante**



*Figura 4.2*

**Sem proporcionalidade e com uma constante**



*Figura 4.4*

Na *Figura 4.1* haveria a existência de uma forte proporcionalidade entre vendas e receitas, enquanto a *Figura 4.2* mostra a existência um termo de interceptação. As *Figuras 4.3 e 4.4* mostram uma relação entre as vendas e as receitas do tipo não linear.

A seguir, apresentaremos e desenvolveremos uma série de modelos (quatro no total), baseados na estimação de um sistema linear utilizando como forma de regressão o método dos mínimos quadrados. Estes quatro modelos são os mesmos trabalhados por MCDONALD & MORRIS (1984), que seguiram os estudos de trabalhos anteriores

de autores como FOSTER (1978), TAMARI (1978) e LEV & SANDER (1979). MCDONALD & MORRIS (1984) também foram influenciados pelas sugestões dos trabalhos de WHITTINGTON (1980) e BARNES (1982), utilizando em um dos seus modelos propostos, a introdução de um coeficiente de intercepção.

## *4.2 Apresentação dos Modelos*

### *4.2.1 Modelo 1 - MMQ*

O modelo mais básico de se examinar uma relação entre duas variáveis financeiras utilizando a metodologia de regressão, como visto na revisão teórica do capítulo 2, é o modelo linear utilizando o método dos mínimos quadrados - MMQ da forma:

$$Y_i = \delta_1 \cdot X_i + \varepsilon_{1,i}$$

*Equação 4.4*

Onde o índice  $\delta_1$  é estimado como sendo  $\sum X_i Y_i / \sum X_i^2$ , o que difere do modelo tradicional apresentado na *Equação 4.2*. A este primeiro modelo chamaremos de: *Modelo 1 - Método dos Mínimos Quadrados (MMQ)*.

### *4.2.2 Modelo 2 - MMQ-I*

O segundo modelo a ser apresentado nada mais é do que uma extensão do primeiro com a inclusão de um termo de intercepção:

$$Y_i = \alpha_2 + \delta_2 \cdot X_i + \varepsilon_{2,i}$$

*Equação 4.5*

A este segundo modelo chamaremos de: *Modelo2 - Método dos Mínimos Quadrados com a inclusão de um termo de Intercepção (MMQ-I)*.

### 4.2.3 Modelo 3 - MMQP

Neste terceiro modelo, que chamaremos de - *Método dos Mínimos Quadrados com Proporcionalidade (MMQP)*, procurar-se-á apresentar o modelo tradicional, em sua forma análoga de regressão. Chamaremos este modelo de proporcional para identificar que o modelo considera a variação da variância do termo de erro com a variável independente  $X_i$ , que é a característica de proporcionalidade. Podemos definir este modelo como sendo:

$$\frac{Y_i}{X_i} = \delta_3 \cdot z_i + \frac{\varepsilon_{3,i}^*}{X_i}$$

*Equação 4.6*

Aonde  $z_i$  é a representação de um vetor unitário e o índice  $\delta_3$  pode ser calculado como  $\delta_3 = (1/N) \sum Y_i / X_i$ , o que é na verdade igual ao modelo tradicional representado pela *Equação 4.2*.

### 4.2.4 Modelo 4 - MMQP-I

O nosso quarto modelo nada mais é também do que uma extensão do terceiro, com a inclusão do coeficiente de intercepção, sugerido em estudos anteriores como forma de diminuir as distorções do modelo tradicional. Podemos definir o próximo modelo como:

$$\frac{Y_i}{X_i} = \frac{\alpha_4}{X_i} + \delta_4 \cdot X_i + \frac{\varepsilon_{4,i}^*}{X_i}$$

*Equação 4.7*

A este 4º Modelo iremos nos referir como: Modelo 4 - Método dos Mínimos Quadrados com Proporcionalidade e com a inclusão de um Intercepto.(MMQP-I).

A inclusão do intercepto nesta equação 7 foi sugerido por WHITTINGTON (1980) e BARNES (1982) como forma de corrigir as não-normalidades nos resíduos da *Equação 4.2*. O índice  $\delta_4$  pode então ser calculado regredindo-se  $(Y_i/X_i)$  em função de  $(1/X_i)$ . Ver *apêndice I e II* para maior conhecimento e desenvolvimento do modelo MMQP-I (modelo 4).

Depois da apresentação dos quatro modelos, pode ser destacado que para aplicações aonde o termo de intercepção é igual a zero, a estimação do índice padrão  $\delta$  nos modelos 1 e 2, representados pelas *Equações 4.4 e 4.5* é simplificada a um modelo do tipo  $Y/X$ . Estes modelos 1 e 2 podem parecer iguais ao modelo 3, que é o método tradicional de análise, no entanto, o erro associado a estes modelos 1 e 2, é independente de  $X$ , o que difere da forma tradicional (modelo 3), aonde a variância do erro associado tem uma relação direta de proporcionalidade com a variável  $X$ . Os modelos 1 e 2 não consideram portanto, esta proporcionalidade existente entre o erro e a variável  $X$ .

Os quatro modelos aqui apresentados serão posteriormente comparados quanto a inclusão do termo de intercepção, modelos 1 e 3 contra os modelos 2 e 4 e com relação a existência ou não da proporcionalidade do erro associada a variável  $X_i$ , modelos 1 e 2 contra os modelos 3 e 4. Testes de normalidade também serão aplicados a todos os modelos para posteriores comparações e conclusões.

### *4.3 A Amostra de Dados Analisada*

A nossa análise será restrita a comparação cross-sectional aplicada a dois casos. No primeiro caso, considerar-se-á como espaço amostral os dados correspondentes a todas as empresas coletadas, independentemente do setor a qual ela pertence (dados inter-indústria). Isto quer dizer que, compararemos todos os índices entre si, não fazendo distinção do tipo de indústria a que cada empresa pertence. No segundo caso, o espaço amostral será dividido em empresas pertencentes a uma mesma indústria ou setor (dados intra-industria). Estes dois casos, foram os mesmos trabalhados por MCDONALD & MORRIS (1984) e COSTA JR. (1989), permitindo-nos assim, comparar os resultados dos autores citados com os do nosso trabalho.

Os dados analisados neste estudo abrangeram nove índices financeiros, retirados do banco de dados Económica. Os dados são referentes aos balanços de 156 empresas brasileiras no final do ano de 1997. Os índices analisados foram:

1. índice de liquidez corrente,
2. índice de liquidez seca,
3. giro dos estoques,
4. giro do ativo total,
5. índice de endividamento geral,
6. índice de cobertura de juros,
7. margem operacional,
8. margem líquida e
9. índice da taxa de retorno sobre o patrimônio líquido (ROE).

A escolha dos índices obedeceram os critérios de disponibilidade, importância, e classificação dos dados quanto aos grupos analisados - liquidez, endividamento, giro e rentabilidade - procurando abranger da melhor forma possível estes quatro grupos apresentados.

As empresas para a análise intra-indústria, como já anteriormente citado na introdução, foram divididas de acordo com a classificação apresentada pelo sistema Económica, obtendo-se 10 setores diferentes e sendo eles:

1. alimentos,
2. auto peças,
3. comércio,
4. energia,
5. fertilizantes,
6. metalúrgico,
7. petroquímico,
8. siderurgia,
9. telecomunicações e
10. têxtil.

#### *4.3.1 A escolha dos dados*

A escolha dos dados foi baseada nas informações anuais fornecidas pelo banco de dados Económica, com data de dezembro de 1997. Para melhor estimação dos modelos, nenhum dado disponível foi desconsiderado da amostra. Desta forma, procurou-se a garantir a maior quantidade de informação disponível, de forma a conseguir uma melhor estimação.

### *4.4 Considerações do modelo de regressão*

Quando um modelo de regressão é utilizado, como a regressão linear através do método dos mínimos quadrados nos modelos apresentados, não se pode garantir a princípio que o método será válido para a aplicação desejada. Qualquer uma, ou mais de uma das características do MMQ, como linearidade da função ou normalidade da

distribuição do termo de erro, pode não ser apropriada para um conjunto de dados particular. Por isso, é importante examinar as propriedades de um modelo para os dados antes de se fazer análises baseadas no modelo escolhido.

As principais considerações do método dos mínimos quadrados, ~~como já visto anteriormente~~, são a de que o erro  $\varepsilon_i$  possua uma distribuição normal, com média zero e variância constante.

Todos os modelos tratados neste trabalho (modelos 1, 2, 3 e 4) estão baseados na escolha de uma função linear, mas diferem quanto a suposição da variância do erro ser ou não constante. Estes modelos encontram suporte nos trabalhos mostrados no capítulo 3, onde procurou-se fornecer uma idéia de como são as propriedades da distribuição dos índices financeiros.

## 4.5 Os Testes

Os modelos foram testados quanto a proporcionalidade, a normalidade e quanto a validade da inclusão de um termo de intercepção. Como destacado anteriormente, a característica de proporcionalidade é assumida pelos modelos 3 e 4 e a inclusão do intercepto é colocada nos modelos 2 e 4.

A necessidade de se incluir um termo de intercepção e da existência ou não de uma relação entre as variáveis será testada através do teste padrão denominado *teste-t*.

A avaliação da proporcionalidade será testada através do teste que verifica ou não a existência de *heteroscedasticidade*. (Ver *apêndice I* para um maior conhecimento do que representa ser a *heteroscedasticidade*).

Serão feitas também análises de *assimetria* e *curtose*, com o objetivo de medir a dispersão dos dados e verificar a normalidade na distribuição dos dados para cada modelo utilizado.

As medidas de assimetria, curtose e heteroscedasticidade terão como fonte de dados os resíduos<sup>2</sup> das distribuições, pois se assumirmos que os modelos a serem testados seriam os mais adequados, os resíduos refletiriam as propriedades assumidas pela variável de erro  $\varepsilon_i$ .

Através dos resíduos nós podemos fazer seis tipos de testes diferentes para um modelo simples de regressão linear como o utilizado por nós neste trabalho. Podemos por exemplo, verificar através dos resíduos se:

1. a função da regressão é linear,
2. o termo de erro tem variância constante (testar a proporcionalidade),
3. os termos de erro não são independentes,
4. o modelo estimado serve para representar o sistema real caso sejam desprezados os outliers (pontos com grande dispersão com relação a média),
5. os termos de erro não são normalmente distribuídos,
6. uma ou mais importantes variáveis independentes foram omitidas do modelo estudado.

Destes seis testes citados sobre os resíduos, os testes serão concentrados nos testes de linearidade (1), proporcionalidade (2) e normalidade (5) que serão testados pela significância dos coeficientes, pelo teste de heteroscedasticidade, e pela assimetria e curtose respectivamente.

A seguir detalharemos cada tipo de teste.

---

<sup>2</sup> Um resíduo  $e_i$ , é a diferença entre o valor observado de  $Y_i$  e o valor estimado correspondente  $Y_e$ .  
Desta forma, um resíduo pode ser definido como sendo:  $e_i = Y_i - Y_e$



### 4.5.1 Testes de significância (teste-t)

Este teste estatístico tem por objetivo neste estudo testar a hipótese de existir ou não uma relação linear entre duas variáveis testadas e testar a existência ou não de um termo de intercepção.

Trataremos inicialmente da existência ou não da relação linear, que é dada pelo coeficiente angular  $\delta$  encontrado em cada um dos modelos de regressão analisados. A confiabilidade deste teste foi determinada por nós como tendo uma probabilidade de 95% e 99% associada ao intervalo de confiança ( $Ic$ ).

Podemos dizer que há duas hipóteses a serem testadas para este caso:

Hipótese 1:  $\delta = 0$  (não há regressão)

Hipótese 2:  $\delta \neq 0$  (há regressão)

A fórmula utilizada para verificar se há regressão foi:

$$t^* = \frac{\delta_e}{VEP}$$

*Equação 4.8*

aonde:

$\delta_e$  é o coeficiente de relação estimado e  $VEP$  é o valor padrão do erro para este coeficiente.  $VEP$  é um dos resultados estatísticos fornecidos pelo software Excel quando utilizada a função regressão linear e representa a estimação do desvio padrão relacionado ao coeficiente  $\delta_e$ .

Após feita a regressão e encontrados  $\delta_e$  e  $VEP$ , encontra-se  $t^*$ , o qual será comparado com o valor associado ao intervalo de confiança  $Ic$  (com probabilidade de

95% e 99% ) para  $(n - 2)$  graus de liberdade no caso dos modelos com intercepto (2 e 4) e  $(n - 1)$  graus de liberdade no caso dos modelos sem intercepto. (1 e 3).

Para uma significância de 1%, devemos escolher o intervalo de confiança  $Ic = 99\%$  e para 5% de significância devemos escolher o intervalo de confiança  $Ic = 95\%$ , se para a significância escolhida  $|t^*| > t(Ic; n - 2)$ , então conclui-se a hipótese 2. Caso contrário, conclui-se a hipótese 1. Para exemplificar, no caso de nosso intervalo de confiança escolhido ser 99%, teríamos o teste  $|t^*| > t(99\%; n - 2)$  ou  $|t^*| > t(0,99; n - 2)$  aonde  $t(Ic; n - 2)$  pode ser encontrado nas tabelas de distribuição t.

Após mostrarmos a aplicação do teste ao coeficiente  $\delta_e$  para a análise da existência ou não de uma relação linear, mostraremos também o teste t para verificar a existência ou não do termo de intercepção  $\alpha_e$ . Este teste segue os mesmos procedimentos já anteriormente descritos para o coeficiente  $\delta_e$ .

De forma análoga ao teste de  $\delta_e$ , temos também duas hipóteses a serem testadas:

Hipótese 1:  $\alpha = 0$  (não existe intercepto)

Hipótese 2:  $\alpha \neq 0$  (existe intercepto)

Sendo a fórmula utilizada:

$$t^* = \frac{\alpha_e}{VEP\alpha}$$

*Equação 4.9*

aonde:

$\alpha_e$  é o coeficiente linear estimado pelos nosso modelos e  $VEP\alpha$  é o valor padrão do erro para este coeficiente.  $VEP\alpha$  é um dos resultados estatísticos fornecidos pelo

software Excel quando utilizada a função regressão linear e representa a estimação do desvio padrão relacionado ao coeficiente  $\alpha_e$ .

Da mesma forma que o teste anterior, se  $|t^*| > t(Ic; n-2)$  então conclui-se a hipótese 2. Caso contrário a hipótese 1 será a verdadeira.

#### 4.5.2 O teste de heteroscedasticidade (Goldfeld-Quandt)

O teste utilizado para a detecção de *heteroscedasticidade* será o Goldfeld-Quandt, que é aplicado aos resíduos de uma equação. Neste teste, os dados da amostra da variável independente do modelo a ser testado são ordenados de forma crescente e então divididos em duas subamostras. A cada subamostra são aplicadas regressões, provendo então o teste estatístico:

$$Q = \frac{SSE_2}{SSE_1}$$

*Equação 4.10*

Aonde  $SSE$  é a soma dos quadrados dos resíduos de cada subamostra e  $Q$  tem uma distribuição  $F$  com  $(n-d-2w)/2$  graus de liberdade no numerador e no denominador. ( $d$  é o número de observações deletadas e  $w$  o número de parâmetros estimados.)

Para um nível de significância maior que 5% de  $F$ ,  $Q > F$  indica que há heteroscedasticidade no modelo estudado, enquanto que um  $Q < F$  indica que não há heteroscedasticidade. O estudo desta característica, é motivado por estudos anteriores que indicam a presença de *heteroscedasticidade* na análise de índices financeiros.

Quando encontrada *heteroscedasticidade* em um modelo estimado pelo método dos mínimos quadrados - MMQ, este modelo continua sendo válido. No entanto, não é garantido que o modelo apresente a mínima variância, característica do MMQ quando a variância do modelo é constante. Pode haver, portanto, algum outro método que possibilite encontrar um modelo mais próximo do real.

O que na realidade o teste de Goldfeld-Quandt procura fazer é medir as variações dos resíduos e ver se estas variações aumentam ou diminuem em função de alguma variável. Se houver alguma variação nas variações dos resíduos, é por que há *heteroscedasticidade* no sistema a ser modelado. Isto por sua vez, indica uma proporcionalidade do erro a variável estudada, no nosso caso  $X_i$ , e indica que o sistema deve ser modelado considerando esta proporcionalidade. Caso o modelo não faça estas considerações, o MMQ é ainda válido para a regressão, mas o modelo encontrado não terá a mesma eficiência, podendo existir um outro modelo que possa representar melhor o sistema real. (Ver apêndices I e II para um maior detalhamento da característica de heteroscedasticidade).

#### 4.5.3 Os testes de normalidade (assimetria e curtose)

Estes testes já foram inicialmente detalhados no capítulo 2, item 2.4.2 e são testes estatísticos já largamente conhecidos. Foram apresentadas as definições, assim como a determinação dos coeficientes de assimetria e curtose. Faltou no entanto, apresentar a metodologia do teste que foi utilizado por nós para determinar se os nossos modelos apresentam ou não significativa assimetria e curtose.

Após encontrados os coeficientes de assimetria e curtose, respectivamente,  $\gamma_3$  e  $\gamma_4$ , é necessário saber se estes coeficientes informam se há ou não presença significativa de assimetria e curtose nos nossos modelos. Para determinar o nível de significância destas medidas, foi calculado o erro padrão (EP) de uma distribuição para uma amostra

de uma população de tamanho  $n$ . (Ver LLOYD, 1984). Os erros padrões foram calculados usando as seguintes equações:

$$EP(\gamma_3) = \sqrt{6.(n-1)/(n+3).(n+1).(n-2)}$$

*Equação 4.11*

$$EP(\gamma_4) = \sqrt{24.n.(n-1)^2/(n+5).(n+3).(n-2).(n-3)}$$

*Equação 4.12*

Aonde  $n$  é o número de observações da amostra.

Para uma distribuição normal, ambos os coeficientes de assimetria e curtose e seus respectivos erros padrões são nulos.

A hipótese de que os coeficientes de assimetria e curtose são nulos pode ser rejeitada com um nível de significância de 5% se os coeficientes encontrados,  $\gamma_3$  e  $\gamma_4$  forem maiores que  $|1,96 \times EP(\gamma_3)|$  e  $|1,96 \times EP(\gamma_4)|$  respectivamente. Caso se deseje uma significância de 1%, é necessária a comparação com  $|2,58 \times EP(\gamma_3)|$  e  $|2,58 \times EP(\gamma_4)|$ .

A seguir segue a tabela com alguns exemplos de valores de erros padrões de assimetria e curtose que foram utilizados:

Tabela com os coeficientes de erro padrão (EP) da assimetria (AS) e Curtose (CU) para uma amostra de tamanho n							
Coeficiente de Assimetria				Coeficiente de Curtose			
n	EP(AS)	1,96xEP(AS)	2,58xEP(AS)	n	EP(CU)	1,96xEP(CU)	2,58xEP(CU)
7	0,7937	1,5557	2,0478	7	1,5875	3,1114	4,0956
8	0,7521	1,4741	1,9404	8	1,4809	2,9025	3,8207
9	0,7171	1,4056	1,8502	9	1,3997	2,7434	3,6112
10	0,6870	1,3466	1,7726	10	1,3342	2,6151	3,4424
.	.	.	.	.	.	.	.
126	0,2157	0,4227	0,5565	126	0,4282	0,8392	1,1047
127	0,2148	0,4211	0,5543	127	0,4265	0,8360	1,1005
132	0,2108	0,4132	0,5439	132	0,4187	0,8206	1,0802
133	0,2101	0,4117	0,5419	133	0,4171	0,8176	1,0762
134	0,2093	0,4102	0,5400	134	0,4156	0,8147	1,0724
135	0,2085	0,4087	0,5380	135	0,4142	0,8117	1,0685
136	0,2078	0,4072	0,5361	136	0,4127	0,8089	1,0647
137	0,2070	0,4058	0,5341	137	0,4112	0,8060	1,0610
138	0,2063	0,4043	0,5322	138	0,4098	0,8032	1,0572
.	.	.	.	.	.	.	.
152	0,1968	0,3856	0,5076	152	0,3911	0,7665	1,0089
153	0,1961	0,3844	0,5060	153	0,3898	0,7641	1,0057
154	0,1955	0,3832	0,5044	154	0,3886	0,7616	1,0026
155	0,1949	0,3820	0,5028	155	0,3874	0,7593	0,9994
156	0,1943	0,3808	0,5012	156	0,3862	0,7569	0,9963
157	0,1937	0,3796	0,4996	157	0,3850	0,7546	0,9932
158	0,1931	0,3784	0,4981	158	0,3838	0,7522	0,9902
159	0,1925	0,3772	0,4965	159	0,3826	0,7499	0,9872

Tabela 4.1

## 4.6 Os resultados

A seguir procuraremos descrever os resultados alcançados de cada um dos modelos estudados para as amostras inter-indústria e intra-indústria.

### 4.6.1 Os resultados inter-indústria

Como nos estudos de COSTA JR. (1989) e MCDONALD & MORRIS (1986), os modelos 1 e 2 apresentaram para a análise desta amostra significativa heteroscedasticidade e não normalidades para todos os índices financeiros estudados. A heteroscedasticidade pode ser vista pelos altos valores de Q na tabela III.1 do apêndice III, enquanto que as não normalidades pelos altos valores dos coeficientes de assimetria e curtose na mesma tabela. Por estes resultados (caso inter-indústria), pode-se dizer que a distribuição dos resíduos (termos de erro) dos índices financeiros analisados não

possuem uma variância constante, o que está de acordo com os estudos de MCDONALD & MORRIS (1980) e COSTA JR. (1989).

Já os modelos proporcionais 3 e 4, diminuíram drasticamente em 100% dos casos a heteroscedasticidade encontrada pelos modelos 1 e 2, eliminando a sua presença por completo em 8 dos 9 índices estudados. (Ver valores de Q na tabela III.1 do apêndice III). Como os modelos 3 e 4 não apresentaram a presença de heteroscedasticidade na maioria dos casos, e como estes modelos consideram que a variância do termo de erro é diretamente proporcional a  $X_i$ , pode ser inferido que os índices financeiros aqui analisados possuem exatamente esta mesma característica, sendo portanto, influenciados pelo tamanho da variável independente  $X_i$ .

No entanto, os modelos 3 e 4 não ocasionaram melhora alguma quanto as medidas de assimetria e curtose, chegando em alguns casos, até piorar estas medidas. De fato, em 9 dos 18 casos (9 de assimetria e 9 de curtose), o nível de assimetria e curtose foi incrementado pelos modelos 3 e 4, permitindo inferir que estes modelos não são modelos completamente perfeitos para estimar os índices financeiros para o caso inter-indústria.

Se excluirmos da nossa análise os índices de rentabilidade, os resultados da tabela III.1 mostram que o termo de intercepção no modelo 2 pôde ser encontrado em 5 dos 6 índices restantes com grande suporte estatístico, pois em 4 dos 5 casos, a significância estatística foi da ordem de 1%. No entanto, a inclusão deste intercepto não trouxe nenhuma melhoria nas medidas de dispersão, chegando a piorá-las na maioria dos casos. Pode ser observado também, que a inclusão deste intercepto no modelo 2, não alterou os valores de  $\sigma^2$ , sendo praticamente iguais aos coeficientes encontrados pelo modelo 1. Se considerarmos somente os índices de rentabilidade, o intercepto neste modelo 2 não foi estatisticamente suportável, sugerindo não haver um coeficiente linear para estes índices.

Os resultados encontrados para os índices de liquidez, giro e endividamento, confirmam os trabalhos de MCDONALD & MORRIS (1986), os quais também encontraram um intercepto. No entanto, os resultados encontrados para os índices de rentabilidade confirmam os trabalhos de LEV e SUNDER (1979), os quais sugerem que um intercepto não pode ser encontrado em estudos inter-indústria.

Como pode ser visto pelos resultados das empresas brasileiras em nosso estudo, antes de afirmarmos uma ou outra teoria, devemos separar os índices de rentabilidade dos demais, pois estes índices parecem possuir uma distribuição completamente diferente.

Generalizando, poderíamos dizer que um termo de intercepção pode ser encontrado nas estimações da maioria dos índices financeiros, desde que não seja um índice que tenha relação com a rentabilidade da empresa analisada. Se este for o caso, podemos generalizar, de acordo com LEV e SUNDER (1979), que um intercepto não pode ser encontrado em estudos inter-indústria em estimações de índices financeiros de rentabilidade.

Ainda fazendo destaque aos índices de rentabilidade, deve se destacar que além do termo de intercepção não ser significativo para o modelo 2, os modelos 3 e 4 não são igualmente válidos, pois não se conseguiu encontrar para estes modelos um coeficiente angular ou um termo de intercepção significativo estatisticamente. Estes resultados sugerem que o modelo 1, apesar não levar em consideração a variação da variância dos resíduos das estimações, é um modelo “menos pior” e poderia expressar melhor a realidade para os índices de rentabilidade. Baseado também nestes resultados, podemos ainda inferir que para os demais índices financeiros, tanto o modelo 1 quanto o modelo 2 poderiam ser utilizados para a estimação.

Se excluirmos da nossa análise do modelo 4 os índices de rentabilidade, os resultados dos demais índices demonstram que a introdução de um intercepto



apresentou ser consistente em 4 dos 6 casos estudados, mas igualmente ao modelo 2, não trouxe melhorias à análise do modelo 3, mantendo praticamente os mesmos valores de assimetria e curtose. Os coeficientes  $\delta_i$  encontrados utilizando-se o modelo 4 também não apresentaram significativas alterações quando comparados ao modelo 3, ficando todos os seus valores na mesma ordem de grandeza.

Quanto as medidas de assimetria e curtose, de acordo com os modelos estudados, encontrou-se quando analisados os modelos de maneira global, assimetria positiva em 66,67% dos casos (24 de 36). No entanto, quando fazemos a análise por modelo pode ser visto que os modelos 1 e 2 apresentaram assimetria positiva em 100% dos casos, enquanto que nos modelos 3 e 4 predominou a assimetria negativa em 72,22% (13 de 18 casos).

Pelos resultados aqui apresentados, podemos concluir formalmente que o modelo tradicional não é o melhor modelo a ser utilizado para a comparação de índices financeiros de uma amostra inter-indústria para nenhum dos índices estudados, pois para os índices de rentabilidade, o único modelo aceito pelos nossos testes foi o modelo 1. Para os demais índices, como termo de intercepção foi estatisticamente válido para a maioria dos casos dos modelos 2 e 4, pode ser sugerido a existência de um intercepto, o qual difere do modelo tradicional.

Embora os resultados aqui encontrados para os índices de rentabilidade indicarem para a escolha do modelo 1, é bom destacar que este modelo de estimação foi o melhor apenas entre os modelos testados, não anulando a existência de um outro modelo de estimação. Pelo contrário, como o modelo 1 não leva em consideração a característica de proporcionalidade, e como todos os testes realizados nesta amostra indicaram que os índices financeiros de modo geral possuem esta característica, um novo modelo deveria ser estudado. Merece ser destacado também, que como consequência por não fazer esta consideração, o modelo 1 apresenta grandes não normalidades diminuindo assim sua eficiência.

#### *4.6.2 Os resultados intra-indústria*

Para a amostra intra-indústria novamente os modelos 1 e 2 apresentaram expressivas medidas de heteroscedasticidade para todos os setores e índices analisados, sendo estas medidas significativas em 75,84% dos casos (135 de 178). (Ver a medida de Q nas tabelas IV.1 a IV.9 do apêndice IV). Já quanto a normalidade, os 4 modelos tiveram a hipótese de assimetria nula rejeitada em 44,38% dos casos (79 de 178), enquanto que para os coeficientes de curtose, foi rejeitada a hipótese nula em 55,06% dos casos (98 de 178). (Ver os coeficientes de assimetria e curtose nas tabelas IV.1 a IV.9 do apêndice IV).

Por estes resultados, não se pode confirmar a normalidade da distribuição, uma vez que em quase metade dos casos (177 de 356) a hipótese nula de assimetria e/ou curtose foi rejeitada.

Já os modelos 3 e 4, igualmente a amostra inter-indústria, reduziram a heteroscedasticidade em 100% dos casos, conseguindo eliminá-la por completo em 94,38% dos casos (168 de 178), o que confirma também para este tipo de amostra que os índices financeiros parecem mesmo possuir a característica de serem proporcionais. (Consultar a medida de Q nas tabelas IV.1 a IV.9 do apêndice IV).

Quanto as não normalidades, estes dois modelos 3 e 4 (modelos proporcionais) tiveram a hipótese de assimetria nula rejeitada em 55,06% dos casos (98 de 178) e a hipótese de curtose nula rejeitada em 66,85% dos casos (119 de 178), apresentando de forma geral maiores níveis de assimetria e curtose com relação aos modelos 1 e 2 (modelos não proporcionais).

Estes resultados contrariam os estudos de MCDONALD & MORRIS (1980), onde os autores constataram que estes modelos, por considerarem a característica de proporcionalidade, diminuíram as não normalidades da distribuição.

Um dos resultados mais importantes encontrados foi de que o modelo tradicional de análise de índices financeiros (modelo 3), mostrou não ser eficiente para os índices de rentabilidade e para o índice de cobertura de juros. No caso destes índices, o modelo tradicional foi válido somente em pouco mais de 20% dos setores analisados, invalidando portanto, o seu uso.

Quanto a inclusão do termo de intercepção, considerando-se os dois modelos 2 e 4, o intercepto não foi estatisticamente suportável em 82,58% casos (147 de 178). Considerando-se somente o modelo 2, não houve significância estatística em 84,27% dos casos (75 de 89), enquanto que não houve significância estatística em 80,90% dos casos (60 de 89) do modelo 4. A maior chance de existência de um termo de intercepção nestes modelos surgiu quando analisado o índice ROE, sendo o intercepto significativo em 40% dos casos (4 de 10).

Por estes resultados, podemos inferir que diferentemente dos resultados inter-indústria, não pode-se encontrar um intercepto, o que conseqüentemente invalida os modelos 2 e 4 estudados. No entanto, nos casos do modelo 4 aonde o intercepto foi estatisticamente suportável, a inclusão deste intercepto reduziu o nível de assimetria em 76,47% dos casos (13 de 17), e reduziu o nível de curtose em 58,82% dos casos (10 de 17), sugerindo que este intercepto quando significativo, ajuda a diminuir as não normalidades, confirmando os trabalhos de WHITTINGTON (1980) e BARNES (1982).

Quando analisados os modelos de uma maneira geral, ou seja, quanto a significância dos coeficientes angulares e lineares, sem considerar as características de suas distribuições, encontramos uma validade em torno de 84,27% dos casos (75 de 89) para o modelo 1, de 15,73% dos casos (14 de 89) para o modelo 2, de 60,67% dos casos (54 de 89) para o modelo 3 e de 19,10% dos casos (17 de 89) para o modelo 4.

Se considerados estes resultados, somado ao fato de que, os modelos 3 e 4 apresentaram maiores coeficientes de assimetria e curtose, apresentando portanto, maiores não normalidades, o modelo 1 poderia parecer ser o mais adequado quando da análise dos índices financeiros. No entanto, como os índices financeiros apresentam a característica de heteroscedasticidade, os resultados alcançados pelo modelo 1 são questionáveis e podem não representar a verdade, podendo mentir quanto as medidas de assimetria e curtose encontradas, pois a presença de heteroscedasticidade, influencia na medida do erro padrão e consequentemente nas medidas de assimetria e curtose. Desta forma, mesmo o modelo tradicional apresentando maiores não normalidades que o modelo 1, continua sendo um modelo mais confiável entre os modelos estudados, haja visto que as medidas apresentadas pelo modelo 1 podem não ser verdadeiras e que ele mesmo, diferentemente do caso inter-indústria, foi considerado válido para a maioria dos índices estudados.

Com relação as medidas de assimetria, os quatro modelos analisados apresentaram assimetria negativa em 51,12% dos casos (182 de 356). Se separados, estes modelos apresentam isoladamente praticamente o mesmo percentual, com uma predominância portanto, da assimetria negativa em todos os modelos.

Estes resultados de assimetria e curtose, não nos permite inferir que os índices financeiros apresentam de forma geral uma assimetria positiva ou negativa, contrariando portanto, resultados de estudos anteriores que sugerem existir assimetria positiva nos índices financeiros.

Uma interessante característica aparece quando separamos os índices financeiros em dois grupos. Sendo um grupo composto pelos índices de rentabilidade (margem operacional, margem líquida e ROE) mais o índice de cobertura de juros (ICJ) e o outro grupo pelos demais.

Neste primeiro grupo destacado, a validade do modelo 3 (modelo tradicional) cai drasticamente, passando para apenas 20% dos casos (8 de 40), ante uma validade de 93,8% dos casos (46 de 49) dos outros índices. Este resultado indica que somente em 20% dos casos para os índices do primeiro grupo, encontrou-se um coeficiente angular  $\delta$  significativo estatisticamente. Por estes resultados, igualmente a amostra inter-indústria, o modelo tradicional parece não ser o mais adequado entre os modelos estudados para analisar os índices financeiros do grupo de rentabilidade.

Também quando separados em dois grupos, o grupo dos índices de rentabilidade somado ao índice de cobertura de juros, apresentam uma assimetria negativa em 56,25% dos casos (35 de 80) dos modelos 1 e 2, enquanto que este mesmo grupo tem sua assimetria deslocada para o lado positivo em 52,5% dos casos (42 de 80) nos modelos 3 e 4. Para o outro grupo de índices as condições se invertem, os modelos 1 e 2 apresentam uma assimetria positiva em 62,24% dos casos (61 de 98), enquanto que os modelos 3 e 4 aparecem assimétricos negativamente em 63,26% dos casos (62 de 98).

Os valores com os resultados inter-indústria estão mostrados nas tabelas do apêndice III e resultados da amostra intra-indústria estão mostrados nas tabelas do apêndice IV. Todos os outros testes, assim como os procedimentos adotados para seus cálculos, (planilhas em EXCEL), podem ser encontrados nos apêndices de V a VII.

### *4.6.3 Generalização dos resultados*

Finalmente, podemos então responder as duas questões principais a que nos propusemos inicialmente:

1. Será que quando os analistas financeiros estão comparando os índices financeiros eles estão considerando a relação de proporcionalidade?

2. Será que não existe um modelo mais adequado para a comparação de índices financeiros do que o atualmente utilizado?

A resposta a primeira questão seria sim, pois como ficou demonstrado neste estudo (pelas baixas medidas de heteroscedasticidade do modelo 3), o método tradicional de análise para comparar índices financeiros, independentemente da amostra de dados, considera a relação de proporcionalidade.

Como resposta a segunda questão, para o caso inter-indústria, o modelo mais adequado entre os modelos estudados mostrou ser o modelo MMQ (modelo 1), para os índices de rentabilidade e o modelo MMQP-I (modelo 4) para os demais índices financeiros, pois o intercepto foi estatisticamente suportável, Sugerindo-se estes modelos como forma alternativa ao modelo tradicional.

Já para o a amostra intra-indústria, devemos separar os índices financeiros analisados em outros dois grupos. Para o primeiro grupo, formado pelos índices de rentabilidade e pelo índice de cobertura de juros, o melhor modelo a ser utilizado entre os testados, seria o modelo 1. Para o segundo grupo, formado pelos demais índices, poderíamos afirmar que o modelo tradicional foi entre os demais modelos testados o mais eficiente.

## *4.7 Sugestões*

Considerando que todos os índices analisados apresentaram altas medidas de assimetria e curtose, nenhum dos modelos aqui apresentados pode ser tomado como um modelo perfeito. Eles poderão no máximo, servir como uma primeira análise de referência. As dispersões encontradas pelos modelos sugerem o estudo de outros modelos que tenham como principal objetivo a diminuição das não normalidades, podendo incluir ou não, mais variáveis independentes.

Um caminho a ser tomado poderia ser a utilização de transformações em  $Y_i$  (variável dependente), já que as transformações de  $Y_i$  utilizadas pelo modelo 4 pareceram não contribuir para a redução das não normalidades. Transformações da variável  $X_i$  (variável independente) por sua vez, não parecem ser necessárias, uma vez que as medidas de heteroscedasticidade foram completamente eliminadas quando utilizadas as transformações de  $X_i$  aqui apresentadas.

Caso as não normalidades das distribuições não forem também reduzidas por outras transformações, um outro caminho seria a adoção de mais variáveis independentes e/ou de funções não lineares, uma vez que as distribuições dos índices financeiros apresentaram neste estudo esta característica.

## *Capítulo 5*

---

### *CONCLUSÕES*

---



A seguir procuraremos destacar as principais conclusões retiradas de nosso estudo onde procuramos verificar a validade da metodologia tradicional de análise de índices financeiros para duas amostras (intra-indústria e inter-indústria) e 9 índices financeiros fornecidos pelo software Economática em dezembro de 1997, através da comparação dos resultados do modelo tradicional com outros modelos sugeridos.

### *5.1 Conclusões da amostra inter-indústria*

Os índices financeiros apresentam a característica de proporcionalidade, sendo considerados os melhores modelos para estimação aqueles que consideram esta característica.

Pode ser inferido que os índices financeiros aqui analisados possuem a característica de serem influenciados pelo tamanho da variável independente  $X_i$  (denominador do índice financeiro a ser analisado).

Os índices financeiros apresentaram a característica de possuir uma distribuição não normal, com elevados índices de assimetria e curtose.

Devemos separar os índices financeiros em dois grandes grupos para escolhermos um modelo de estimação para a análise de índices financeiros: um contendo os índices de rentabilidade, e um outro grupo com os demais índices. Dependendo em que categoria o índice a ser analisado se encaixa, escolhe-se um modelo de estimação.

O modelo tradicional de análise, além de apresentar grandes não normalidades, não é válido na estimação dos índices de rentabilidade.

O modelo MMQ (modelo 1), apesar de apresentar grandes não normalidades e não considerar a característica de proporcionalidade pode ser utilizado para estimar os índices financeiros de rentabilidade com maior eficiência que o modelo tradicional.

Para os demais índices, por ser a inclusão do termo de intercepção estatisticamente suportável, o modelo mais adequado para estimação e comparação dos índices financeiros entre os modelos estudados, igualmente como encontrado em estudos internacionais, é o modelo MMQP-I (modelo 4).

Os índices analisados apresentam assimetria positiva ou negativa dependendo do modelo de estimação escolhido.

Quando escolhido o modelo MMQ (modelo 1), para estimar e comparar os índices de rentabilidade, os dados tenderão a ser assimetricamente negativos, não sendo encontrado normalmente índices com assimetria positiva.

Quando escolhido o modelo MMQP-I (modelo 4), para estimar e comparar os demais índices, os dados tenderão a ser assimetricamente positivos, sendo normal no entanto, encontrar índices também com assimetria negativa.

De forma geral, o modelo tradicional não é válido para comparar índices de rentabilidade, mas pode ser utilizado para fazer uma comparação robusta dos demais índices.

Com relação a trabalhos de autores anteriores, a principal diferença encontrada em nosso estudo foi com relação aos resultados dos índices de rentabilidade, pois enquanto esses estudos indicaram ser o modelo MMQP-I (modelo 4) o mais indicado, os nossos

indicaram que para os índices de rentabilidade, o modelo mais apropriado a ser utilizado seria o modelo MMQ (modelo 1).

## 5.2 *Conclusões da amostra intra-indústria*

Também neste caso, os índices financeiros apresentam a característica de proporcionalidade. Devendo-se escolher um modelo de estimação que considere esta suposição.

Podemos também separar os índices financeiros em dois grandes grupos para escolhermos um modelo de estimação para a análise de índices financeiros numa amostra intra-indústria: um contendo os índices de rentabilidade mais o índice de cobertura dos juros, e um outro grupo com os demais índices. Dependendo em que categoria o índice a ser analisado se encaixa, escolhe-se um modelo de estimação.

Os índices financeiros tem como característica apresentar uma distribuição não normal, tendo a tendência de ter a distribuição em forma de cume (existência de curtose).

Quanto a distribuição dos dados, os resultados não permitem dizer que os índices financeiros apresentam de forma geral uma assimetria positiva ou negativa.

O modelo tradicional de análise de índices financeiros (modelo 3), não é válido para os índices de rentabilidade e para o índice de cobertura de juros. Para estes casos o melhor modelo a ser utilizado para a estimação e comparação dos índices financeiros entre os modelos estudados, é o modelo MMQ (modelo 1).

Já para os demais índices, o melhor modelo de estimação a ser escolhido, entre os modelos estimados, seria o modelo tradicional (modelo 3 – MMQP).

Igualmente ao setor inter-indústria, a principal diferença encontrada em nosso estudo, quando comparados os resultados com estudos anteriores, foi com relação aos resultados dos índices de rentabilidade, pois enquanto esses estudos indicaram ser o modelo MMQP (modelo 3) o mais indicado, os nossos indicaram que para os índices de rentabilidade o modelo mais apropriado a ser utilizado seria o modelo MMQ (modelo 1).

Como consequência dos resultados de nossos estudos, poderíamos inferir que a metodologia tradicional de análise de índices financeiros não é válida para os índices de rentabilidade, pois os nossos estudos indicaram que resultados melhores poderiam ser encontrados para este tipo de índice quando utilizado o modelo MMQ (modelo 1).

### *5.3 Sugestão para trabalhos futuros*

Como principal sugestão para trabalhos futuros, recomendamos primeiramente aplicar a metodologia utilizada neste trabalho para dados referentes a outros anos, a fim de verificar se os resultados alcançados são semelhantes.

Um caminho novo a ser tomado poderia ser a utilização de novas transformações em  $Y_i$  (variável dependente), já que as transformações de  $Y_i$  utilizadas pelo modelo 4 pareceram não contribuir para a redução das não normalidades. Desta forma, poderia-se testar um novo modelo de estimação.

Caso as não normalidades das distribuições não forem também reduzidas pelas novas transformações, um outro caminho seria a adoção de modelos não lineares, uma vez

que as distribuições dos índices financeiros apresentaram neste estudo a característica de ser não lineares.

---

*REFERÊNCIAS*  
*BIBLIOGRÁFICAS*

---

BARNES, P. *Methodological Implications of Nonnormally Distributed Financial Ratios*. Journal of Business Finance and Accounting, p. 51-62, 1982

BOUGEN, P.; DRURY, J. C., U. K. *Statistical Distribution of Financial Ratios*. Journal of Business Finance and Accounting, p. 39-47, 1980.

COSTA Jr., N. C. A. da *An Empirical Examination on the Statistical Distributions of Accounting Ratios*. Trabalho não publicado, 1989.

DA SILVA, A. T. *Administração e Controle*. 7ª ed. São Paulo: Atlas, 1990.

DEAKIN, E. B. *Distributions of Financial Accounting Ratios: some empirical evidence*. The Accounting Review, p. 90-96, Janeiro 1976.

DORAN, Howard E., *Applied Regression Analysis in Econometrics*. New York: Marcel Dekker, INC., 1989.

FAMA, Eugene F. *Foundations of Finance: portfolio decisions and securities prices*. New York: Basic Books, Inc., 1939.

FOSTER, George *Financial Statement Analysis*, 1ªed. New Jersey: Prentice-Hall, 1978.

FOSTER, George *Financial Statement Analysis*, 2ªed. New Jersey: Prentice-Hall, 1986.

FRECKA, T. J.; HOPWOOD, W. S., *The Effect of Outliers on the Cross-Sectional Distributional Properties*. The Accounting Review, p. 115-128, 1983.

GITMAN, Lawrence J. *Princípios de Administração Financeira*. Trad. Jean J. Salim e João C. Douat. 7ª ed. São Paulo: Harbra, 1997.

JOHNSTON, J. *Econometric Methods*. New York: McGraw-Hill, 1963.

LEV, B. *Financial Statement Analysis*, New Jersey: Prentice-Hall, 1974.

LEV, B., Sunder S. *Methodological Issues in the Use of Financial Ratios*. Journal of Accounting and Economics, 1979.

MCDONALD, B.; MORRIS, M. H. *The Statistical Validity of the Ratio Method in Financial Analysis: An Empirical Examination*. Journal of Business Finance and Accounting p. 89-97 (1984).

MIRER, Thad W. *Economic Statistics e Econometrics*. New York: Macmillan Publishing CO., INC., 1983.

NETER, J.; WASSERMAN, W.; KUTNER, Michael H. *Applied Linear Statistical Models*. 2ª ed. Homewood: Richard D. Irwin, 1985.

SPANOS, A. *Statistical Foundations of Econometric Modeling*. 2ªed. New York: Cambridge University Press, 1986.

RICKETS, D.; STOVER, R., *An Examination of Commercial Bank Financial Ratios*. Journal of Bank Research, p. 121-124. (1978).

TAMMARI, M. *Financial Ratios, Analysis and Prediction*, ED. Paul Elek, 1978.

WHITTINGTON, G. *Some Basic Properties of Accounting Ratios*. Journal of Business Finance and Accounting, 1980.



*Apêndice I*

---

*A MEDIDA DE  
HETEROSCEDASTICIDADE*

---

## *1.1 A medida de heteroscedasticidade*

Uma das pré-condições para que um modelo de regressão linear, como o da equação 4.3, tenha distribuição considerada normal é que o termo de erro tenha variância constante (homoscedasticidade). Quando isto não acontece, ocorre o fenômeno chamado de heteroscedasticidade.

Quando a heteroscedasticidade é encontrada na análise de regressão de um modelo estimado, os coeficientes estimados  $\delta$  e  $\alpha$  da equação 4.3, são ainda válidos e consistentes, mas eles estão longe de ser a melhor estimativa para o modelo estimado.

A heteroscedasticidade pode ser notada quando a resposta em um modelo de análise de regressão segue uma distribuição aonde a variância varia conforme a média. Quando a heteroscedasticidade é encontrada, significantes não normalidades são encontradas na distribuição do nosso modelo estimado.

Como forma de diminuir a heteroscedasticidade na distribuição dos modelos de estimação, é utilizada via de regra a transformação de variáveis. Transformações do tipo logarítmica ou transformações simples de  $X_i$  ou de  $Y_i$  são usualmente utilizadas. Estas transformações tem como objetivo principal reduzir a heteroscedasticidade dos modelos, mas frequentemente também diminuem as não normalidades de uma distribuição.

Transformações de  $X_i$ , são utilizadas geralmente por exemplo, para transformar uma relação curvilínea em uma relação linear, enquanto que transformações em  $Y_i$  tem a propriedade de alterar a variabilidade ou o formato de uma distribuição. Em outras

palavras, transformações nas variáveis dependentes influenciam na normalidade de uma distribuição.

Quando por exemplo, curvilinearidade no modelo é acompanhada por assimetrias na distribuição dos termos de erro, a variável dependente  $Y_i$  precisa ser transformada com o objetivo de diminuir estes efeitos.

Depois de aplicadas as transformações, é de grande utilidade a análise dos resíduos do modelo transformado para saber se o modelo transformado estimado é apropriado.

No nosso estudo, foram aplicadas transformações ao modelo simples de regressão linear, apresentado pela *equação 4.3*, resultando após a aplicação das transformações nos modelos 3 e 4. Estes modelos, como já citado anteriormente, tem a característica de representar a proporcionalidade da variância do termo de erro com a variável independente  $X_i$  e foram utilizadas por serem sugestões encontradas em trabalhos e bibliografias anteriores.

No apêndice II, as transformações aplicadas ao modelo 4 são detalhadas para possibilitar o melhor entendimento das características deste modelo.

*Apêndice II*

---

*DETALHAMENTO*  
*MATEMÁTICO DO MODELO 4*  
*(MMQP-I)*

---

## *II.1 Estudos Preliminares do Modelo*

O Desenvolvimento deste modelo foi encontrado nos estudos de NETER & WASSERMAN 1974, (pág. 131 a 133), como forma de conseguir representar aplicações econômicas e financeiras através do modelo dos mínimos quadrados, que segundo o autor, são casos aonde o erro  $\varepsilon_i$  da equação 4.3, é proporcional a variável  $X_i$ .

Como esta proporcionalidade é objeto de estudo em nosso trabalho e a utilização dos modelos 3 e 4 depende do entendimento desta proporcionalidade, achamos necessário uma explicação mais detalhada do assunto. Outros autores como WHITTINGTON (1980) e BARNES (1982) também sugerem a aplicação deste modelo.

## *II.2 Objetivos do Modelo*

O objetivo principal das transformações neste modelo, como será demonstrado no seu desenvolvimento, é tentar reduzir a possível heteroscedasticidade encontrada no modelo tradicional (MMQP) através de transformações aplicadas as variáveis independente e dependente de um sistema simples de regressão linear. Estas transformações têm o efeito de anular a influência da variável independente  $X_i$ .

De um modo geral, podemos dizer que este modelo MMQP-I, da forma como sugerida pelos autores, reduz a heteroscedasticidade de sistemas que apresentam o erro  $\varepsilon_i$  proporcional a variável independente  $X_i$ .

Caso o nosso sistema possuísse uma outra relação de proporcionalidade esta modelagem não seria possível e outras transformações, como o uso de logaritmos, poderiam ser necessários.

## II.3 Desenvolvimento do modelo

Quando o erro  $\varepsilon_i$  é proporcional a variável  $X_i$ , ou equivalente, a variância  $\sigma^2$  do erro  $\varepsilon_i$  é proporcional a variável  $X_i^2$ . Em outras palavras:

$$\sigma^2(\varepsilon_i) = k.X_i^2$$

*Equação II.1*

Aonde  $k$  é coeficiente de proporcionalidade.

As transformações<sup>1</sup> apropriadas para obter uma mínima variância baseada em estimações para o modelo de regressão dos mínimos quadrados, *equação 4.3*, com erro normal são:

$$Y_i^* = \frac{Y_i}{X_i}$$

*Equação II.2*

e

$$X_i^* = \frac{1}{X_i}$$

*Equação II.3*

Para ver os efeitos destas transformações na *equação 4.3*, divide-se cada lado da equação por  $X_i$ . Aonde obtêm-se então:

---

<sup>1</sup> As variáveis transformadas serão representados pelo símbolo \*

$$\frac{Y_i}{X_i} = \frac{\alpha}{X_i} + \delta + \frac{\varepsilon_i}{X_i}$$

*Equação II.4*

Usando as transformações aonde,  $Y_i^* = Y_i/X_i$  e  $X_i^* = 1/X_i$ , e fazendo:

$$\alpha = \delta^*$$

*Equação II.5*

$$\delta = \alpha^*$$

*Equação II.6*

$$\frac{\varepsilon_i}{X_i} = \varepsilon_i^*$$

*Equação II.7*

Nós podemos rescrever a *equação II.4* como:

$$Y_i^* = \alpha^* + \delta^* . X_i^* + \varepsilon_i^*$$

*Equação II.8*

Pode ser notado que a *Equação II.8* está na sua forma usual de regressão. Além disso, a variância de  $\varepsilon_i^*$  é agora uma constante, como é demonstrado a seguir:

$$\sigma^2(\varepsilon_i^*) = \sigma^2\left(\frac{\varepsilon_i}{X_i}\right) = \frac{1}{X_i} \cdot \sigma^2(\varepsilon_i) = \frac{1}{X_i} (k \cdot X_i^2) = k$$

*Equação II.9*

Com isto, podemos usar o método dos mínimos quadrados com as transformações  $Y_i^*$  e  $X_i^*$ , para estimação<sup>2</sup> das variáveis. O modelo estimado pode ser então obtido como:

$$Y_e^* = \alpha_e^* + \delta_e^* \cdot X_i^*$$

*Equação II.10*

Aonde os coeficientes  $\alpha_e^*$  e  $\delta_e^*$  são variáveis estimadas transformadas. Para retornarmos aos valores das variáveis originais, devemos multiplicar ambos os lados da *Equação II.10* por  $X_i$ . Lembrando também que utilizamos a transformação  $Y_i^* = Y_i / X_i$  podemos então obter:

$$Y_e = \alpha_e^* X_i + \delta_e^* = \alpha_e + \delta_e \cdot X_i$$

*Equação II.11*

Aonde:

$$\alpha_e = \delta_e^*$$

*Equação II.12*

---

<sup>2</sup> As variáveis estimadas serão representadas pelo índice "e".



e:

$$\delta_e = \alpha_e^*$$

*Equação II.13*

Estas variáveis  $\alpha_e^*$  e  $\delta_e^*$  são então estimações das respectivas variáveis  $\delta$  e  $\alpha$  do modelo original.

O procedimento aqui demonstrado foi o utilizado por nós para a definição do modelo 4.

## *II.4 Observações da utilização do Modelo*

Se olharmos com atenção as transformações efetuadas, e focarmos a nossa atenção na *Equação II.4*, poderemos notar que a estimação de  $\delta$  nesta equação, que é o coeficiente de  $X_i$  na equação original (*equação 4.3*), é encontrado calculando-se o termo de intercepção na regressão de  $Y_i/X_i$  em  $1/X_i$ . A *Equação II.4* é portanto, a representação de um modelo de regressão linear com um intercepto com  $1/X_i$  como variável independente.

### *Apêndice III*

---

## *RESULTADOS DA AMOSTRA INTER-INDÚSTRIA*

---

### III.1 Resultado Geral da amostra inter-indústria

Dados da amostra Inter-indústria												
Liquidez Corrente (ILC)	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	155	1			0,67	1%	5,76	hr a 1%	61,93	hr a 1%	460,43	1%
		2	70996,34	nse	0,65	1%	6,13	hr a 1%	64,74	hr a 1%	471,96	1%
		3			1,13	1%	-4,39	hr a 1%	41,75	hr a 1%	0,26	nse
		4	164,87	nse	1,12	1%	-4,28	hr a 1%	41,30	hr a 1%	0,26	nse
Liquidez Seca (iLS)	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	126	1			0,36	1%	3,12	hr a 1%	11,95	hr a 1%	68,84	1%
		2	1,42	1%	0,32	1%	3,41	hr a 1%	12,82	hr a 1%	51,62	1%
		3			1,42	1%	-7,63	hr a 1%	64,73	hr a 1%	0,53	nse
		4	148926,64	nse	1,42	1%	-7,63	hr a 1%	64,73	hr a 1%	0,53	nse
Giro de Estoque (IGE)	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	113	1			4,75	1%	6,18	hr a 1%	45,55	hr a 1%	67,39	1%
		2	7,82	5%	4,62	1%	6,41	hr a 1%	47,54	hr a 1%	66,90	1%
		3			9,66	1%	-7,92	hr a 1%	77,26	hr a 1%	0,18	nse
		4	157754,40	5%	7,82	1%	-5,60	hr a 1%	56,49	hr a 1%	0,18	nse
Giro do Ativo Total (IGA)	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	140	1			0,14	1%	3,64	hr a 1%	36,05	hr a 1%	517,24	1%
		2	0,65	1%	0,12	1%	4,60	hr a 1%	39,08	hr a 1%	436,90	1%
		3			0,69	1%	-9,51	hr a 1%	101,67	hr a 1%	3,46	1%
		4	485184,87	nse	0,65	1%	-9,55	hr a 1%	102,68	hr a 1%	3,53	1%
Endividamento Geral (IEG)	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	151	1			0,28	1%	2,30	hr a 1%	32,36	hr a 1%	233,58	1%
		2	0,44	1%	0,28	1%	3,19	hr a 1%	33,04	hr a 1%	217,58	1%
		3			0,54	1%	-10,65	hr a 1%	122,56	hr a 1%	0,11	nse
		4	176895,34	1%	0,44	1%	-10,88	hr a 1%	126,96	hr a 1%	0,12	nse
Cobertura de Juros (ICJ)	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	138	1			1,15	1%	5,30	hr a 1%	51,88	hr a 1%	136,97	1%
		2	3,85	nse	1,12	1%	5,51	hr a 1%	53,14	hr a 1%	143,07	1%
		3			2,84	nse	-5,57	hr a 1%	53,20	hr a 1%	0,00	nse
		4	16725,15	1%	3,85	5%	-7,30	hr a 1%	66,68	hr a 1%	0,00	nse
Margem Operacional (MO)	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	143	1			0,10	1%	7,27	hr a 1%	71,70	hr a 1%	1996,25	1%
		2	0,06	nse	0,09	1%	7,45	hr a 1%	73,34	hr a 1%	1981,59	1%
		3			0,02	nse	7,70	hr a 1%	72,14	hr a 1%	0,06	nse
		4	27178,87	1%	0,06	nse	7,98	hr a 1%	77,62	hr a 1%	0,07	nse
Margem Líquida (ML)	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	143	1			0,11	1%	7,76	hr a 1%	80,41	hr a 1%	221,45	1%
		2	-0,26	nse	0,11	1%	7,75	hr a 1%	80,32	hr a 1%	224,48	1%
		3			0,34	nse	-4,26	hr a 1%	38,67	hr a 1%	0,00	nse
		4	-1525,61	1%	-0,26	nse	5,56	hr a 1%	36,47	hr a 1%	0,00	nse
Retorno s/ o PL (ROE)	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	155	1			0,06	1%	1,57	hr a 1%	12,33	hr a 1%	6,51	1%
		2	-0,04	nse	0,06	1%	1,58	hr a 1%	12,35	hr a 1%	9,11	1%
		3			-0,31	nse	9,10	hr a 1%	94,63	hr a 1%	0,00	nse
		4	1547,15	1%	-0,04	nse	7,92	hr a 1%	75,08	hr a 1%	0,00	nse
Legenda												
S: Significância estatística				bi: coeficiente angular				hr a 1%: hipótese rejeitada a 1%				
nse: não significativo estatisticamente				ai: coeficiente linear				hr a 5%: hipótese rejeitada a 5%				
								nprh: não pode-se rejeitar a hipótese				

Tabela III.1

A seguir será apresentado somente os dados das empresas utilizadas para a amostra do índice de liquidez corrente. Por ser este índice que possui o maior número de empresas, pode se ter uma idéia geral de quais foram as empresas utilizadas neste trabalho.

### *III.2 Empresas da amostra inter-indústria para o índice de liquidez corrente*

Empresa	Ativo Circulante (AC) em milhões de Reais	Passivo Circulante (PC) em milhões de Reais	AC/PC	1/PC	Vetor unitário
Avipal ON	29.481	392.902	2,5452E-06	7,5034E-02	1
Cacique PN	11.399	60.069	1,6648E-05	1,8977E-01	1
Ceval PN	-358.766	877.128	1,1401E-06	-4,0902E-01	1
CTM Citrus PN	-11.598	75.074	1,3320E-05	-1,5449E-01	1
Frangosul PN	3.738	191.432	5,2238E-06	1,9527E-02	1
Granoleo PN	-833	76.484	1,3075E-05	-1,0891E-02	1
Iguacu Cafe PNA	9.087	85.556	1,1688E-05	1,0621E-01	1
J B Duarte PN	-10.902	2.985	3,3501E-04	-3,6523E+00	1
Lorenz PN	7.326	64.385	1,5532E-05	1,1378E-01	1
Minupar PN	-6.089	28.157	3,5515E-05	-2,1625E-01	1
Parmalat PN	4.695	472.963	2,1143E-06	9,9268E-03	1
Perdigao PN	35.298	446.091	2,2417E-06	7,9127E-02	1
Sadia SA PN	55.100	587.908	1,7009E-06	9,3722E-02	1
Santista Alimentos ON	-38.553	318.432	3,1404E-06	-1,2107E-01	1
Sola PN	244	129.365	7,7301E-06	1,8861E-03	1
Vigor PN	4.292	266.394	3,7538E-06	1,6111E-02	1
Albarus ON	54.635	23.952	4,1750E-05	2,2810E+00	1
Cofap PN	105.493	129.347	7,7311E-06	8,1558E-01	1
DHB PN	125	30.994	3,2264E-05	4,0330E-03	1
Fras-Le PNA	37.404	41.155	2,4298E-05	9,0886E-01	1
Maio Galto PN	4.590	11.369	8,7958E-05	4,0373E-01	1
Metal Leve PN	129.251	117.859	8,4847E-06	1,0967E+00	1
Pirelli Pneus ON	219.771	229.846	4,3507E-06	9,5617E-01	1
Plascar PN	288	2.704	3,6982E-04	1,0651E-01	1
Sifco PN	48.411	311.529	3,2100E-06	1,5540E-01	1
Varga Freios PN	89.632	87.126	1,1478E-05	1,0288E+00	1
Wiest PN	20.973	15.321	6,5270E-05	1,3689E+00	1
Bahema PN	277	443	2,2573E-03	6,2528E-01	1
Bompreco PN	176.473	203.085	4,9240E-06	8,6896E-01	1
Casa Anglo PN	12.965	5.958	1,6784E-04	2,1761E+00	1
Globex PN	866.973	691.213	1,4467E-06	1,2543E+00	1
Grazziotin PN	53.001	20.950	4,7733E-05	2,5299E+00	1
Loj Americanas ON	610.240	338.340	2,9556E-06	1,8036E+00	1
Lojas Arapua PN	577.993	721.021	1,3869E-06	8,0163E-01	1
Lojas Renner PN	93.288	65.540	1,5258E-05	1,4234E+00	1
Makro ON	232.735	187.660	5,3288E-06	1,2402E+00	1
Mesbla PN	6.745	7.057	1,4170E-04	9,5579E-01	1
P. Acucar - CBD PN	1.051.819	822.868	1,2153E-06	1,2782E+00	1
Cach Dourada PN	24.838	22.746	4,3964E-05	1,0920E+00	1
CEEE Energia Eletri ON	1.667.846	712.549	1,4034E-06	2,3407E+00	1
Celesc ON	317.568	255.499	3,9139E-06	1,2429E+00	1
Celg PNB	248.160	300.298	3,3300E-06	8,2638E-01	1
Cemat ON	160.633	184.806	5,4111E-06	8,6920E-01	1

*Tabela III.2*

Tabela III.3 Continuação das empresas da amostra inter-indústria para o índice de liquidez corrente.

Empresa	Ativo Circulante (AC) em milhões de Reais	Passivo Circulante (PC) em milhões de Reais	AC/PC	1/PC	Vetor unitário
Cemig ON	813.070	1.329.468	7,5218E-07	6,1158E-01	1
Cerj ON	152.672	238.974	4,1848E-06	6,3886E-01	1
Cesp ON	1.903.647	6.206.862	1,6111E-07	3,0670E-01	1
Coelba ON	301.103	305.072	3,2779E-06	9,8699E-01	1
Coelce ON	153.250	195.127	5,1249E-06	7,8539E-01	1
Copel ON	1.136.331	700.149	1,4283E-06	1,6230E+00	1
Eletrobras ON	7.419.178	3.421.290	2,9229E-07	2,1685E+00	1
Energul ON	193.614	211.915	4,7189E-06	9,1364E-01	1
Escoisa ON	680.007	154.543	6,4707E-06	4,2707E+00	1
F Cataguazes PNA	60.471	29.301	3,4129E-05	2,0638E+00	1
Iven PN	17.427	17.114	5,8432E-05	1,0183E+00	1
Light ON	488.302	473.987	2,1098E-06	1,0302E+00	1
LightPar ON	28.489	45.408	2,2023E-05	6,2740E-01	1
Paul F Luz ON	405.189	337.180	2,9658E-06	1,2017E+00	1
Adubos Trevo PN	63.033	56.359	1,7743E-05	1,1184E+00	1
Copas PN	88.833	93.667	1,0676E-05	9,4839E-01	1
Fertibras PN	78.331	55.860	1,7902E-05	1,4023E+00	1
Fertiza PN	48.801	41.619	2,4027E-05	1,1726E+00	1
Fosfertil PN	191.727	268.110	3,7298E-06	7,1511E-01	1
Manah PN	232.137	214.722	4,6572E-06	1,0811E+00	1
Solorrco PN	81.669	67.475	1,4820E-05	1,2104E+00	1
Trevisa PN	892	24.701	4,0484E-05	3,6112E-02	1
Armado Rossi PN	15.046	12.436	8,0412E-05	1,2099E+00	1
Cimaf ON	24.224	22.089	4,5271E-05	1,0967E+00	1
Confab PN	201.914	89.106	1,1223E-05	2,2660E+00	1
Eberle PN	34.449	138.698	7,2099E-06	2,4837E-01	1
Eluma PN	53.695	46.812	2,1362E-05	1,1470E+00	1
Ferbasa PN	52.734	18.831	5,3104E-05	2,8004E+00	1
Ferro Ligas PN	52.833	103.079	9,7013E-06	5,1255E-01	1
Fibam PN	14.777	14.142	7,0711E-05	1,0449E+00	1
Gerdau Met PN	84.014	27.790	3,5984E-05	3,0232E+00	1
Hercules PN	14.011	154.239	6,4834E-06	9,0840E-02	1
Met Barbara PN	128.931	51.176	1,9540E-05	2,5194E+00	1
Metisa PN	14.772	9.254	1,0806E-04	1,5963E+00	1
Michietto PN	12.348	7.630	1,3106E-04	1,6183E+00	1
Parabuna PN	28.976	157.211	6,3609E-06	1,8431E-01	1
Rheem PN	30.283	74.843	1,3361E-05	4,0462E-01	1
Schulz PN	40.870	16.934	5,9053E-05	2,4135E+00	1
Metzel PN	6.385	19.423	5,1485E-05	3,2873E-01	1
Ziwi PN	15.826	108.164	9,2452E-06	1,4631E-01	1
Ciquine PNA	49.750	53.573	1,8666E-05	9,2864E-01	1
Comgas PN	75.283	66.335	1,5075E-05	1,1349E+00	1
Copene PNA	486.860	337.137	2,9662E-06	1,4441E+00	1
Copesul ON	428.335	199.835	5,0041E-06	2,1434E+00	1
EDN PNA	11.057	102.864	9,7216E-06	1,0749E-01	1

*Tabela III.4 Continuação das empresas da amostra inter-indústria para o índice de liquidez corrente.*

Empresa	Ativo Circulante (AC) em milhões de Reais	Passivo Circulante (PC) em milhões de Reais	AC/PC	1/PC	Vetor unitário
Ipiranga Dist PN	74.369	58.223	1,7175E-05	1,2773E+00	1
Ipiranga Pet ON	529.771	276.940	3,6109E-06	1,9129E+00	1
Ipiranga Ref PN	47.644	18.990	5,2659E-05	2,5089E+00	1
Nitrocarbono PNA	22.518	44.011	2,2722E-05	5,1164E-01	1
Oxiteno PN	139.642	40.421	2,4740E-05	3,4547E+00	1
Petrobras Distrib PN	1.247.448	843.410	1,1857E-06	1,4791E+00	1
Petrobras ON	6.264.231	10.452.903	9,5667E-08	5,9928E-01	1
Petroflex ON	113.672	116.963	8,5497E-06	9,7186E-01	1
Petropar PN	24.088	2.848	3,5112E-04	8,4579E+00	1
Petroq. Uniao PN	86.601	173.441	5,7656E-06	4,9931E-01	1
Petroquisa PN	9.558	105.302	9,4965E-06	9,0768E-02	1
Polialden PN	59.524	28.392	3,5221E-05	2,0965E+00	1
Polipropileno PN	9.483	7.304	1,3691E-04	1,2983E+00	1
Politeno PNB	108.073	84.437	1,1843E-05	1,2799E+00	1
Pronor PNA	34.237	55.621	1,7979E-05	6,1554E-01	1
Quimica Geral	8.282	8.062	1,2404E-04	1,0273E+00	1
Rhodia-Ster ON	2	4.739	2,1101E-04	4,2203E-04	1
Supergasbras PN	4.836	4.390	2,2779E-04	1,1016E+00	1
Trikem PN	218.120	439.715	2,2742E-06	4,9605E-01	1
Unipar PNB	51.927	39.730	2,5170E-05	1,3070E+00	1
Acesita ON	199.202	588.004	1,7007E-06	3,3878E-01	1
Acos Villares PN	177.239	292.144	3,4230E-06	6,0668E-01	1
Belgo Mineira ON	297.148	311.449	3,2108E-06	9,5408E-01	1
Cosipa ON	534.408	1.342.517	7,4487E-07	3,9806E-01	1
Gerdau PN	674.403	294.708	3,3932E-06	2,2884E+00	1
Mannesmann ON	146.697	185.668	5,3860E-06	7,9010E-01	1
Sibra PNC	43.683	110.687	9,0345E-06	3,9465E-01	1
Sid Nacional ON	2.607.145	1.181.329	8,4650E-07	2,2070E+00	1
Sid Tubarao PN	849.293	813.826	1,2288E-06	1,0436E+00	1
Usiminas PN	1.198.107	1.043.263	9,5853E-07	1,1484E+00	1
C R T ON	355.836	809.534	1,2353E-06	4,3956E-01	1
Ceterp PN	40.395	40.519	2,4680E-05	9,9694E-01	1
Tel B Campo ON	156.304	135.701	7,3691E-06	1,1518E+00	1
Telebahia PNB	160.260	275.563	3,6289E-06	5,8157E-01	1
Telebrasil PN	178.349	142.195	7,0326E-06	1,2543E+00	1
Teleceara AN	117.664	178.128	5,6139E-06	6,6056E-01	1
Telegoias ON	140.416	165.741	6,0335E-06	8,4720E-01	1
Telemig ON	415.985	725.762	1,3779E-06	5,7317E-01	1
Telepar ON	159.491	277.977	3,5974E-06	5,7376E-01	1
Telerj ON	461.960	1.201.936	8,3199E-07	3,8435E-01	1
Telesp ON	1.841.762	1.600.228	6,2491E-07	1,1509E+00	1
Telest ON	79.427	109.175	9,1596E-06	7,2752E-01	1
Telpe ON	138.084	153.293	6,5235E-06	9,0078E-01	1
Alpargatas ON	185.686	101.823	9,8210E-06	1,8236E+00	1
Alpargatas-Santista PN	248.624	179.701	5,5648E-06	1,3835E+00	1

*Tabela III.5 Continuação das empresas da amostra inter-indústria para o índice de liquidez corrente.*

Empresa	Ativo Circulante (AC) em milhões de Reais	Passivo Circulante (PC) em milhões de Reais	AC/PC	1/PC	Vetor unitário
Artex PN	81.293	88.753	1,1267E-05	9,1595E-01	1
Brasperola PNA	40.025	35.700	2,8011E-05	1,1211E+00	1
Buettner PN	17.795	25.884	3,8634E-05	6,8749E-01	1
Cambuci PN	49.736	49.813	2,0075E-05	9,9845E-01	1
Cedro PNA	90.666	39.484	2,5327E-05	2,2983E+00	1
Cia Hering PN	80.821	88.808	1,1260E-05	9,1006E-01	1
CNV Cia Vestuario PN	8.249	4.333	2,3079E-04	1,9038E+00	1
Coteminas ON	336.913	95.775	1,0441E-05	3,5178E+00	1
Cremer PN	25.167	45.862	2,1805E-05	5,4875E-01	1
Dohler PN	125.638	31.948	3,1301E-05	3,9326E+00	1
Fab C Renaux PN	34.683	31.784	3,1462E-05	1,0912E+00	1
Guararapes ON	67.012	13.583	7,3621E-05	4,9335E+00	1
Hering Text PN	195.414	143.193	6,9836E-06	1,3647E+00	1
Karsten PN	66.453	39.471	2,5335E-05	1,6836E+00	1
Marisol PN	68.851	37.187	2,6891E-05	1,8515E+00	1
Pettenati PN	54.242	28.818	3,4701E-05	1,8822E+00	1
Schlosser PN	10.712	17.976	5,5630E-05	5,9591E-01	1
Staroup PN	14.846	15.634	6,3963E-05	9,4960E-01	1
Tecel.S.Jose PN	30.668	5.804	1,7229E-04	5,2839E+00	1
Teka PN	118.477	119.213	8,3883E-06	9,9383E-01	1
Tex Renaux PN	59.727	46.637	2,1442E-05	1,2807E+00	1
Wembley PN	7.886	8.351	1,1975E-04	9,4432E-01	1

## *Apêndice IV*

---

# *TABELAS COM OS RESULTADOS GERAIS DA AMOSTRA INTRA-INDÚSTRIA*

---



## IV.1 Índice de liquidez corrente

Dados da amostra Intra-indústria do Índice de Liquidez Corrente												
Alimento	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	16	1			1,15	1%	1,16	nprh	4,86	hr a 1%	13,19	1%
		2	-165,56	nse	1,15	1%	1,16	nprh	4,86	hr a 1%	14,40	1%
		3			1,52	1%	-1,78	hr a 1%	3,26	hr a 1%	0,08	nse
		4	131,84	nse	1,44	1%	-1,37	hr a 5%	1,95	nprh	0,07	nse
Auto Peças	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	11	1			0,55	1%	-1,41	nprh	3,58	hr a 1%	15,82	5%
		2	27639,57	nse	0,41	5%	-0,10	nprh	0,97	nprh	8,43	5%
		3			0,83	1%	-2,90	nprh	9,02	hr a 1%	0,15	nse
		4	-2039,59	nse	0,95	1%	-3,05	nprh	9,74	hr a 1%	0,10	nse
Comércio	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	11	1			1,16	1%	-0,88	nprh	3,57	hr a 1%	253,22	1%
		2	20037,03	nse	1,13	1%	-0,57	nprh	2,70	hr a 5%	279,19	1%
		3			1,36	1%	-1,87	hr a 1%	5,56	hr a 1%	0,25	nse
		4	-337,99	nse	1,44	1%	-1,88	hr a 1%	4,82	hr a 1%	0,42	nse
Energia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	19	1			0,76	1%	1,73	hr a 1%	9,25	hr a 1%	127,11	1%
		2	310400,75	nse	0,68	1%	2,46	hr a 1%	10,76	hr a 1%	118,93	1%
		3			1,30	1%	-2,57	hr a 1%	11,46	hr a 1%	0,34	nse
		4	-1199,83	nse	1,31	1%	-2,64	hr a 1%	11,64	hr a 1%	0,34	nse
Fertilizantes	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	8	1			0,89	1%	-1,05	nprh	0,83	nprh	4,54	nse
		2	15929,51	nse	0,80	1%	-0,05	nprh	0,01	nprh	15,46	nse
		3			0,96	1%	-1,64	nprh	2,63	hr a 5%	0,12	nse
		4	-18875,08	nse	1,28	1%	-2,24	nprh	5,51	hr a 1%	0,81	nse
Metalúrgica	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	18	1			0,48	5%	1,16	nprh	1,94	nprh	16,05	1%
		2	40693,76	5%	0,09	nse	2,23	hr a 1%	5,19	hr a 1%	9,99	1%
		3			1,26	1%	-0,68	nprh	-0,46	nprh	1,10	nse
		4	8699,03	nse	0,90	5%	-0,11	nprh	-0,11	nprh	0,66	nse
Petroquímico	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	25	1			0,61	1%	2,64	hr a 1%	7,85	hr a 1%	71,45	1%
		2	80072,07	5%	0,60	1%	2,73	hr a 1%	8,30	hr a 1%	55,06	1%
		3			1,47	1%	-4,97	hr a 1%	24,80	hr a 1%	0,09	nse
		4	10622,99	1%	0,90	5%	-4,64	hr a 1%	22,67	hr a 1%	0,12	nse
Siderurgia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			1,11	1%	0,99	nprh	3,29	hr a 1%	18,38	1%
		2	-36529,67	nse	1,15	5%	0,86	nprh	3,12	hr a 1%	19,86	5%
		3			1,02	1%	1,30	hr a 5%	3,72	hr a 1%	1,02	nse
		4	-74912,57	nse	1,24	1%	0,54	nprh	2,77	hr a 5%	1,14	nse
Telecomunicações	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	13	1			0,79	1%	0,82	nprh	3,99	hr a 1%	197,68	1%
		2	-47583,00	nse	0,84	1%	0,18	nprh	2,98	hr a 5%	161,91	1%
		3			0,79	1%	0,79	nprh	3,95	hr a 1%	1,95	nse
		4	18156,82	nse	0,68	1%	2,08	hr a 1%	7,10	hr a 1%	1,85	nse
Têxtil	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	24	1			1,49	1%	2,28	hr a 1%	7,46	hr a 1%	5,47	1%
		2	8959,32	nse	1,39	1%	2,49	hr a 1%	8,44	hr a 1%	5,52	1%
		3			1,79	1%	1,40	hr a 5%	3,87	hr a 1%	0,23	nse
		4	8150,70	nse	1,42	1%	2,44	hr a 1%	8,20	hr a 1%	0,25	nse
Legenda												
S: Significância estatística				bi: coeficiente angular				hr a 1%: hipótese rejeitada a 1%				
nse: não significativo estatisticamente				ai: coeficiente linear				hr a 5%: hipótese rejeitada a 5%				
								nprh: não pode-se rejeitar a hipótese				

Tabela IV.1

## IV.2 Índice de liquidez seca

Dados da amostra Intra-indústria do Índice de Liquidez Seca												
Alimento	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	13	1			0,89	1%	-0,75	nprh	0,84	nprh	29,12	1%
		2	-10137,22	nse	0,91	1%	-0,83	nprh	0,97	nprh	34,77	1%
		3			1,16	nse	-1,30	nprh	0,41	nprh	0,22	nse
		4	0,01	1%	0,87	5%	-0,54	nprh	0,54	nprh	0,31	nse
Auto Peças	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	9	1			0,55	1%	-1,41	nprh	3,58	hr a 1%	45,53	1%
		2	27639,57	nse	0,41	5%	-0,10	nprh	0,97	nprh	25,32	5%
		3			0,83	1%	-2,90	nprh	9,02	hr a 1%	0,42	nse
		4	-2039,59	nse	0,95	1%	-3,05	nprh	9,74	hr a 1%	0,28	nse
Comércio	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	8	1			0,93	1%	-0,94	nprh	0,88	nprh	45,53	1%
		2	-5841,77	nse	0,94	1%	-1,05	nprh	1,11	nprh	25,32	5%
		3			1,02	1%	-1,70	hr a 1%	2,87	hr a 5%	0,42	nse
		4	0,02	5%	0,84	1%	0,16	nprh	-0,64	nprh	0,28	nse
Energia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	15	1			0,37	1%	1,43	hr a 5%	3,23	hr a 1%	12,03	1%
		2	356972,47	1%	0,27	1%	2,08	hr a 1%	4,34	hr a 1%	5,22	5%
		3			1,29	1%	-3,55	hr a 1%	13,24	hr a 1%	0,26	nse
		4	34351,99	nse	1,11	1%	-3,44	hr a 1%	12,74	hr a 1%	0,26	nse
Fertilizantes	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	7	1			0,66	1%	-1,05	nprh	1,73	nprh	6,33	nse
		2	17853,20	nse	0,56	1%	0,79	nprh	0,71	nprh	5,97	nse
		3			0,78	1%	-2,00	nprh	4,66	hr a 1%	0,34	nse
		4	11037,06	nse	0,63	5%	-0,61	nprh	0,95	nprh	0,36	nse
Metalurgica	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	17	1			0,34	5%	2,17	hr a 1%	5,93	hr a 1%	91,69	1%
		2	24452,64	nse	0,11	nse	2,91	hr a 1%	8,87	hr a 1%	53,91	1%
		3			0,76	1%	0,39	nprh	0,98	nprh	4,09	5%
		4	4479,38	nse	0,57	5%	1,12	nprh	2,68	hr a 5%	2,13	nse
Petroquímico	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	20	1			0,31	1%	1,64	hr a 1%	1,70	nprh	54,00	1%
		2	97344,48	5%	0,30	1%	1,74	hr a 1%	1,98	nprh	31,80	1%
		3			0,99	1%	-4,44	hr a 1%	19,82	hr a 1%	0,50	nse
		4	1502,22	nse	0,96	1%	-4,44	hr a 1%	19,81	hr a 1%	0,50	nse
Siderurgia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			0,79	1%	1,05	nprh	3,84	hr a 1%	30,21	1%
		2	-32254,41	nse	0,83	nse	0,91	nprh	3,66	hr a 1%	35,66	1%
		3			0,70	1%	1,39	hr a 5%	4,33	hr a 1%	1,47	nse
		4	-70920,62	nse	0,91	5%	0,56	nprh	3,27	hr a 1%	1,94	nse
Telecomunicações	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	8	1			0,43	1%	-0,78	nprh	0,93	nprh	6,50	nse
		2	73021,49	5%	0,34	1%	0,49	nprh	-1,53	nprh	4,65	nse
		3			0,74	1%	-1,36	hr a 5%	1,31	nprh	0,19	nse
		4	21473,32	nse	0,58	1%	-1,41	hr a 5%	1,99	nprh	0,10	nse
Têxtil	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	19	1			1,09	1%	1,58	hr a 5%	3,58	hr a 1%	4,31	5%
		2	13042,95	nse	0,95	1%	1,97	hr a 1%	4,97	hr a 1%	4,26	5%
		3			1,42	1%	0,27	nprh	0,92	nprh	0,16	nse
		4	18051,77	1%	0,78	5%	2,15	hr a 1%	5,88	hr a 1%	0,26	nse
Legenda												
S: Significância estatística				bi: coeficiente angular				hr a 1%: hipótese rejeitada a 1%				
nse: não significativo estatisticamente				ai: coeficiente linear				hr a 5%: hipótese rejeitada a 5%				
								nprh: não pode-se rejeitar a hipótese				

Tabela IV.2

### IV.3 Índice de giro dos estoques<sup>1</sup>

Dados da amostra Intra-indústria do Índice Giro dos Estoques												
Alimento	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	13	1			5,16	1%	2,76	hr a 1%	9,17	hr a 1%	29,12	1%
		2	9427,51	nse	5,12	1%	2,86	hr a 1%	9,57	hr a 1%	34,77	1%
		3			4,63	nse	3,21	hr a 1%	10,99	hr a 1%	0,22	nse
		4	0,01	1%	4,58	nse	3,17	hr a 1%	10,80	hr a 1%	0,31	nse
Auto Peças	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	9	1			7,66	1%	-0,71	nprh	0,66	nprh	5,60	nse
		2	-16942,16	nse	8,08	1%	-1,07	nprh	1,86	nprh	4,63	nse
		3			7,89	1%	-0,94	nprh	1,37	nprh	0,12	nse
		4	8435,44	1%	6,58	1%	0,52	nprh	-0,91	nprh	0,38	nse
Comércio	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	8	1			8,68	1%	-1,28	hr a 5%	2,24	nprh	7,07	nse
		2	306841,32	1%	6,87	1%	-0,26	nprh	-1,20	nprh	5,98	nse
		3			10,35	1%	-1,81	hr a 1%	4,52	hr a 1%	0,32	nse
		4	-73631,65	1%	12,06	1%	-1,94	hr a 1%	4,66	hr a 1%	0,35	nse
Energia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra												
Fertilizantes	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	7	1			5,84	1%	-1,90	nprh	4,42	hr a 1%	15,00	nse
		2	43391,24	nse	4,73	5%	-0,76	nprh	1,81	nprh	933,42	5%
		3			6,49	1%	-2,19	nprh	5,47	hr a 1%	2,13	nse
		4	35653,10	nse	5,05	5%	-1,15	nprh	2,48	hr a 5%	87,42	nse
Metalurgica	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	17	1			4,45	1%	-0,11	nprh	0,55	nprh	22,11	1%
		2	28557,87	5%	2,91	1%	0,73	nprh	-0,37	nprh	5,56	5%
		3			5,86	1%	-0,95	nprh	1,07	nprh	1,82	nse
		4	5175,79	nse	5,16	1%	-0,59	nprh	0,86	nprh	0,63	nse
Petroquímico	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	20	1			4,76	1%	2,82	hr a 1%	8,12	hr a 1%	107,27	1%
		2	621999,19	nse	4,50	1%	3,03	hr a 1%	8,94	hr a 1%	81,42	1%
		3			15,35	1%	-4,41	hr a 1%	19,61	hr a 1%	0,36	nse
		4	-11210,00	nse	16,15	5%	-4,42	hr a 1%	19,67	hr a 1%	0,35	nse
Siderurgia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			3,64	1%	0,56	nprh	0,57	nprh	5,83	nse
		2	139862,79	nse	3,19	1%	1,41	hr a 5%	2,29	nprh	5,75	nse
		3			4,63	1%	-0,53	nprh	-1,49	nprh	0,18	nse
		4	51853,16	nse	3,97	1%	-0,05	nprh	-0,73	nprh	0,11	nse
Telecomunicações	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	7	1			24,21	1%	0,77	nprh	2,83	hr a 5%	197,68	nse
		2	123443,95	nse	17,73	nse	0,41	nprh	1,23	nprh	161,91	nse
		3			39,32	5%	0,51	nprh	-0,60	nprh	1,95	nse
		4	169945,92	nse	13,40	nse	0,25	nprh	-0,83	nprh	1,85	nse
Têxtil	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	22	1			2,77	1%	-0,66	nprh	3,94	hr a 1%	32,23	1%
		2	35406,47	nse	2,12	1%	0,29	nprh	2,67	hr a 5%	38,94	1%
		3			4,45	1%	-1,70	hr a 1%	3,46	hr a 1%	0,93	nse
		4	12904,08	1%	3,25	1%	-1,18	nprh	4,17	hr a 1%	1,34	nse
Legenda												
S: Significância estatística				bi: coeficiente angular				hr a 1%: hipótese rejeitada a 1%				
nse: não significativo estatisticamente				ai: coeficiente linear				hr a 5%: hipótese rejeitada a 5%				
								nprh: não pode-se rejeitar a hipótese				

Tabela IV.3

<sup>1</sup> Devido a disparidade e não disponibilidade de informações com os estoques das empresas do setor elétrico, o índice de giro dos estoques não foi calculado para este setor.

## IV.4 Índice do giro do ativo total

Dados da amostra intra-indústria do Índice de Giro do Ativo												
Alimento	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	12	1			0,68	1%	2,81	hr a 1%	9,02	hr a 1%	358,48	1%
		2	34189,04	nse	0,66	1%	2,92	hr a 1%	9,50	hr a 1%	427,79	1%
		3			0,65	nse	2,95	hr a 1%	9,67	hr a 1%	6,56	5%
		4	-0,02	1%	0,77	nse	1,95	hr a 1%	6,01	hr a 1%	9,65	5%
Auto Peças	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			1,06	1%	-0,62	nprh	0,18	nprh	1,37	nse
		2	-67301,45	nse	1,25	1%	-0,97	nprh	-0,19	nprh	0,71	nse
		3			0,92	1%	0,16	nprh	0,52	nprh	0,22	nse
		4	6117,71	nse	0,85	1%	0,48	nprh	0,73	nprh	0,22	nse
Comércio	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			1,43	1%	0,28	nprh	1,49	nprh	253,22	nse
		2	4060,98	nse	1,43	1%	0,28	nprh	1,46	nprh	279,19	nse
		3			1,30	1%	0,33	nprh	0,00	nprh	0,25	nse
		4	-48121,19	nse	1,56	1%	0,21	nprh	2,20	nprh	0,42	nse
Energia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	17	1			0,06	1%	-0,11	nprh	1,54	nprh	65,63	1%
		2	755839,22	1%	0,04	1%	1,29	hr a 5%	1,47	nprh	17,11	1%
		3			0,29	1%	-3,82	hr a 1%	15,08	hr a 1%	0,89	nse
		4	69638,21	nse	0,25	1%	-3,86	hr a 1%	15,35	hr a 1%	0,33	nse
Fertilizantes	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	7	1			0,46	5%	-1,37	nprh	3,37	hr a 1%	0,23	nse
		2	173587,78	5%	0,15	nse	1,85	hr a 1%	3,95	hr a 1%	0,37	nse
		3			0,97	1%	-2,58	nprh	6,71	hr a 1%	0,10	nse
		4	88083,88	nse	0,50	nse	-1,65	nprh	3,94	hr a 1%	0,20	nse
Metalurgica	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	17	1			0,47	1%	0,11	nprh	0,36	nprh	13,91	1%
		2	31179,70	5%	0,33	1%	1,45	hr a 5%	1,53	nprh	10,52	1%
		3			0,69	1%	-1,17	nprh	0,75	nprh	0,45	nse
		4	18387,48	1%	0,43	1%	0,54	nprh	0,54	nprh	0,77	nse
Petroquímico	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	21	1			0,47	1%	3,36	hr a 1%	11,50	hr a 1%	216,30	1%
		2	599304,20	nse	0,45	1%	3,39	hr a 1%	11,67	hr a 1%	199,32	1%
		3			0,89	1%	-2,77	hr a 1%	12,54	hr a 1%	5,67	1%
		4	-35862,69	nse	1,03	1%	-3,45	hr a 1%	15,11	hr a 1%	5,92	5%
Siderurgia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			0,32	1%	-0,19	nprh	0,94	nprh	2,02	nse
		2	108356,85	nse	0,30	1%	-0,07	nprh	0,44	nprh	1,64	nse
		3			0,37	1%	-0,32	nprh	0,44	nprh	0,18	nse
		4	26639,09	nse	0,35	1%	-0,29	nprh	0,86	nprh	0,14	nse
Telecomunicações	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	13	1			0,33	1%	1,91	hr a 1%	5,23	hr a 1%	197,68	1%
		2	74545,77	nse	0,32	1%	2,59	hr a 1%	8,01	hr a 1%	161,91	5%
		3			0,36	1%	-1,71	hr a 1%	4,86	hr a 1%	1,95	nse
		4	3758,66	nse	0,36	1%	-1,56	hr a 5%	4,50	hr a 1%	1,85	nse
Têxtil	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	23	1			0,43	1%	-1,16	nprh	3,10	hr a 1%	37,42	1%
		2	57181,42	nse	0,30	1%	0,19	nprh	0,94	nprh	33,62	1%
		3			0,68	1%	-2,68	hr a 1%	8,28	hr a 1%	2,17	nse
		4	7925,36	nse	0,60	1%	-2,37	hr a 1%	6,93	hr a 1%	2,22	nse
Legenda												
S: Significância estatística				bi: coeficiente angular				hr a 1%: hipótese rejeitada a 1%				
nse: não significativo estatisticamente				ai: coeficiente linear				hr a 5%: hipótese rejeitada a 5%				
								nprh: não pode-se rejeitar a hipótese				

Tabela IV.4

## IV.5 Índice de endividamento geral

Dados da amostra Intra-indústria do Índice Endividamento Geral												
Alimento	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	16	1			0,68	1%	0,05	nprh	1,72	nprh	24,93	1%
		2	-87580,51	5%	0,73	1%	-0,96	nprh	0,14	nprh	7,83	5%
		3			0,47	5%	2,91	hr a 1%	10,09	hr a 1%	0,50	nse
		4	-0,01	1%	0,54	nse	2,61	hr a 1%	9,05	hr a 1%	0,32	nse
Auto Peças	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			1,06	1%	-0,62	nprh	0,18	nprh	8,66	5%
		2	-67301,45	nse	1,25	1%	-0,97	nprh	-0,19	nprh	13,18	5%
		3			0,92	1%	0,16	nprh	0,52	nprh	1,13	nse
		4	6117,71	nse	0,85	1%	0,48	nprh	0,73	nprh	1,82	nse
Comércio	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	11	1			0,64	1%	2,03	hr a 1%	4,29	hr a 1%	33,82	1%
		2	39520,44	nse	0,61	1%	2,01	hr a 1%	4,08	hr a 1%	40,42	1%
		3			0,59	1%	1,94	hr a 1%	3,74	hr a 1%	0,90	nse
		4	-29222,78	nse	0,74	1%	1,56	hr a 5%	3,46	hr a 1%	2,76	nse
Energia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	18	1			0,26	1%	2,26	hr a 1%	8,97	hr a 1%	57,50	1%
		2	657573,31	nse	0,24	1%	3,08	hr a 1%	11,52	hr a 1%	51,16	1%
		3			0,44	1%	-4,08	hr a 1%	16,99	hr a 1%	0,71	nse
		4	169401,86	nse	0,35	1%	-3,33	hr a 1%	13,46	hr a 1%	0,71	nse
Fertilizantes	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	7	1			0,57	1%	0,03	nprh	-0,04	nprh	5,41	nse
		2	15338,02	nse	0,54	1%	1,45	hr a 5%	1,16	nprh	3,97	nse
		3			0,61	1%	-1,84	nprh	3,94	hr a 1%	0,53	nse
		4	8579,69	nse	0,57	1%	0,06	nprh	-0,06	nprh	0,53	nse
Metalúrgica	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	18	1			0,39	1%	0,35	nprh	-0,62	nprh	1,75	nse
		2	58518,45	5%	0,27	1%	0,75	nprh	-0,91	nprh	1,43	nse
		3			0,92	1%	-2,81	hr a 1%	10,05	hr a 1%	0,04	nse
		4	32702,38	nse	0,49	nse	-0,68	nprh	1,80	nprh	0,04	nse
Petroquímico	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	24	1			0,41	1%	-3,30	hr a 1%	13,68	hr a 1%	56,13	1%
		2	-68664,12	nse	0,41	1%	-3,48	hr a 1%	14,51	hr a 1%	-56,83	1%
		3			0,38	1%	1,06	nprh	9,62	hr a 1%	0,11	nse
		4	4815,77	nse	0,36	1%	3,25	hr a 1%	15,53	hr a 1%	0,11	nse
Siderurgia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			0,43	1%	0,98	nprh	0,77	nprh	9,13	5%
		2	5959,47	nse	0,43	1%	0,99	nprh	0,80	nprh	9,67	5%
		3			0,46	1%	0,78	nprh	0,07	nprh	0,23	nse
		4	90863,14	nse	0,38	1%	1,11	nprh	0,94	nprh	0,53	nse
Telecomunicações	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	13	1			0,24	1%	0,53	nprh	0,19	nprh	197,68	1%
		2	124496,87	nse	0,22	1%	1,15	nprh	0,01	nprh	161,91	1%
		3			0,26	1%	-0,92	nprh	2,87	hr a 5%	1,95	nse
		4	-13494,88	nse	0,27	1%	-1,49	hr a 5%	4,52	hr a 1%	1,85	nse
Têxtil	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	24	1			0,34	1%	-0,71	nprh	0,72	nprh	10,13	1%
		2	29078,67	nse	0,27	1%	-0,12	nprh	0,19	nprh	10,85	1%
		3			0,51	1%	-1,72	hr a 1%	3,06	hr a 5%	0,50	nse
		4	11122,99	1%	0,39	1%	-1,10	nprh	1,32	nprh	0,61	nse
Legenda												
S: Significância estatística				bi: coeficiente angular				hr a 1%: hipótese rejeitada a 1%				
nse: não significativo estatisticamente				ai: coeficiente linear				hr a 5%: hipótese rejeitada a 5%				
								nprh: não pode-se rejeitar a hipótese				

Tabela IV.5

## IV.6 Índice de cobertura de juros

Dados da amostra intra-indústria do Índice de Cobertura dos Juros												
Alimento	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	13	1			0,20	1%	0,73	nprh	0,16	nprh	1,99	nse
		2	5255,90	nse	0,16	1%	0,82	nprh	0,07	nprh	0,91	nse
		3			-0,60	nse	1,92	hr a 1%	3,83	hr a 1%	0,00	nse
		4	0,00	nse	0,44	1%	-1,98	nprh	5,36	hr a 1%	0,02	nse
Auto Peças	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	11	1			0,06	nse	1,43	hr a 5%	4,61	hr a 1%	0,27	nse
		2	14529,23	nse	-0,24	nse	1,32	hr a 5%	3,33	hr a 1%	0,35	nse
		3			-8,04	nse	2,50	hr a 1%	7,07	hr a 1%	0,00	nse
		4	-263,94	1%	3,99	nse	-1,80	hr a 1%	3,88	hr a 1%	0,00	nse
Comércio	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	11	1			-0,80	5%	-0,38	nprh	4,57	hr a 1%	331,72	1%
		2	32564,05	nse	-1,02	5%	0,62	nprh	4,44	hr a 1%	485,44	1%
		3			20,00	nse	-1,38	hr a 5%	1,07	nprh	0,00	nse
		4	3347,60	1%	1,72	nse	-2,46	hr a 1%	6,56	hr a 1%	0,01	nse
Energia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	17	1			1,08	5%	2,54	hr a 1%	9,89	hr a 1%	528,02	1%
		2	155380,60	nse	0,91	nse	2,99	hr a 1%	11,38	hr a 1%	499,11	1%
		3			2,06	1%	-0,83	nprh	6,56	hr a 1%	5,20	5%
		4	-556,08	nse	2,24	1%	-1,35	hr a 5%	7,16	hr a 1%	4,49	5%
Fertilizantes	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	7	1			0,75	1%	0,89	nprh	1,98	nprh	73,60	5%
		2	-7349,95	nse	0,97	1%	-1,09	nprh	1,56	nprh	249,90	5%
		3			0,41	5%	2,48	hr a 1%	6,32	hr a 1%	1,01	nse
		4	943,44	nse	0,28	nse	2,59	hr a 1%	6,78	hr a 1%	11,16	nse
Metalurgica	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	18	1			-0,13	nse	2,45	hr a 1%	8,74	hr a 1%	0,34	nse
		2	3469,18	nse	-0,24	nse	2,32	hr a 1%	7,88	hr a 1%	0,16	nse
		3			0,86	nse	0,75	nprh	1,28	nprh	0,02	nse
		4	3236,41	nse	0,01	nse	2,44	hr a 1%	8,63	hr a 1%	0,00	nse
Petroquímico	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	21	1			1,16	1%	1,69	hr a 1%	3,72	hr a 1%	15,84	1%
		2	3880,72	nse	1,15	1%	1,69	hr a 1%	3,68	hr a 1%	16,13	1%
		3			3,12	nse	-4,17	hr a 1%	18,15	hr a 1%	0,01	nse
		4	24908,87	1%	-2,37	nse	4,18	hr a 1%	18,26	hr a 1%	0,03	nse
Siderurgia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	8	1			1,04	1%	0,46	nprh	0,55	nprh	40,52	1%
		2	-52811,12	nse	1,26	5%	-0,56	nprh	-0,26	nprh	30,67	5%
		3			0,83	nse	1,40	hr a 5%	2,46	hr a 5%	0,11	nse
		4	24459,57	nse	0,14	nse	2,38	hr a 1%	5,87	hr a 1%	0,46	nse
Telecomunicações	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			4,22	1%	-0,12	nprh	-0,61	nprh	197,68	nse
		2	15072,02	nse	4,15	1%	0,01	nprh	-0,40	nprh	161,91	nse
		3			15,11	nse	-0,80	nprh	-0,87	nprh	1,95	nse
		4	166711,15	1%	-1,11	nse	2,24	hr a 1%	5,41	hr a 1%	1,85	nse
Têxtil	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	22	1			0,12	nse	1,04	nprh	5,74	hr a 1%	11,07	1%
		2	1441,60	nse	0,07	nse	1,27	hr a 5%	6,40	hr a 1%	12,08	1%
		3			-0,28	nse	1,77	hr a 1%	5,35	hr a 1%	0,03	nse
		4	-1959,50	1%	0,67	5%	-1,16	nprh	1,00	nprh	0,14	nse
Legenda												
S: Significância estatística				bi: coeficiente angular				hr a 1%: hipótese rejeitada a 1%				
nse: não significativo estatisticamente				ai: coeficiente linear				hr a 5%: hipótese rejeitada a 5%				
								nprh: não pode-se rejeitar a hipótese				

Tabela IV.6

## IV.7 Índice de margem operacional

Dados da amostra intra-indústria do índice da Margem Operacional												
Alimento	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	14	1			0,01	nse	-1,54	nprh	3,89	hr a 1%	58,92	1%
		2	5528,29	nse	0,01	nse	-1,03	nprh	1,77	nprh	97,94	1%
		3			0,01	nse	-0,85	nprh	1,17	nprh	0,07	nse
		4	-0,01	nse	0,07	1%	-1,73	nprh	1,83	nprh	0,13	nse
Auto Peças	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			0,05	5%	-1,44	hr a 5%	4,56	hr a 1%	27,67	1%
		2	-845,44	nse	0,05	nse	-1,53	hr a 5%	4,73	hr a 1%	25,76	5%
		3			-0,09	nse	2,54	hr a 1%	7,23	hr a 1%	0,01	nse
		4	-267,20	1%	0,06	5%	-1,83	hr a 1%	5,32	hr a 1%	0,74	nse
Comércio	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			-0,01	nse	-2,35	hr a 1%	6,77	hr a 1%	605,36	1%
		2	-43575,48	nse	0,01	nse	-2,71	hr a 1%	7,80	hr a 1%	360,91	1%
		3			0,12	nse	-1,31	hr a 5%	1,96	nprh	0,13	nse
		4	3869,65	1%	0,00	nse	-2,50	hr a 1%	7,20	hr a 1%	0,32	nse
Energia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	17	1			0,40	1%	2,92	hr a 1%	11,19	hr a 1%	412,92	1%
		2	-245574,80	nse	0,51	1%	1,72	hr a 1%	6,96	hr a 1%	375,92	1%
		3			0,17	5%	3,88	hr a 1%	15,68	hr a 1%	3,85	5%
		4	1243,83	nse	0,17	5%	3,88	hr a 1%	15,68	hr a 1%	3,34	nse
Fertilizantes	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	8	1			0,05	nse	2,55	hr a 1%	6,83	hr a 1%	293,07	1%
		2	2086,51	nse	0,04	nse	2,66	hr a 1%	7,27	hr a 1%	1147,36	1%
		3			0,12	nse	0,53	nprh	1,38	nprh	0,09	nse
		4	1766,53	1%	0,04	nse	2,69	hr a 1%	7,42	hr a 1%	387,14	1%
Metalurgia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	17	1			0,03	nse	2,05	hr a 1%	6,98	hr a 1%	22,35	1%
		2	-9100,54	nse	0,11	nse	0,76	nprh	2,60	hr a 5%	12,13	1%
		3			-0,03	nse	2,61	hr a 1%	8,99	hr a 1%	1,14	nse
		4	-3309,90	nse	0,03	nse	1,99	hr a 1%	6,74	hr a 1%	1,05	nse
Petroquímico	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	21	1			0,05	1%	-1,70	hr a 1%	6,83	hr a 1%	197,59	1%
		2	4001,93	nse	0,05	1%	-1,60	hr a 1%	6,59	hr a 1%	216,39	1%
		3			-0,26	nse	3,37	hr a 1%	12,06	hr a 1%	0,00	nse
		4	-3963,24	1%	0,07	1%	-2,60	hr a 1%	7,31	hr a 1%	0,26	nse
Siderurgia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			0,18	1%	0,77	nprh	0,15	nprh	28,98	1%
		2	-98550,71	5%	0,24	1%	-1,05	nprh	0,74	nprh	18,12	5%
		3			0,08	nse	1,55	hr a 5%	1,27	nprh	0,39	nse
		4	-32504,64	1%	0,15	1%	1,22	hr a 5%	0,59	nprh	2,07	nse
Telecomunicações	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	13	1			0,34	1%	-0,56	nprh	1,29	nprh	197,68	1%
		2	-467,60	nse	0,34	1%	-0,56	nprh	1,29	nprh	161,91	5%
		3			0,35	1%	-0,60	nprh	1,26	nprh	1,95	nse
		4	-9449,50	nse	0,37	1%	-0,73	nprh	0,09	nprh	1,85	nse
Têxtil	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	23	1			0,03	5%	-0,26	nprh	4,35	hr a 1%	15,77	1%
		2	294,80	nse	0,02	nse	-0,17	nprh	4,24	hr a 1%	17,15	1%
		3			0,01	nse	0,91	nprh	3,66	hr a 1%	0,10	nse
		4	-1005,79	1%	0,04	1%	-1,42	hr a 5%	6,31	hr a 1%	0,41	nse
Legenda												
S: Significância estatística				bi: coeficiente angular				hr a 1%: hipótese rejeitada a 1%				
nse: não significativo estatisticamente				ai: coeficiente linear				hr a 5%: hipótese rejeitada a 5%				
								nprh: não pode-se rejeitar a hipótese				

Tabela IV.7

## IV.8 Índice de margem líquida

Dados da amostra intra-indústria do Índice de Margem Líquida												
Alimento	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	14	1			-0,07	5%	-1,48	nprh	6,05	hr a 1%	231,75	1%
		2	23248,17	nse	-0,09	5%	-0,58	nprh	4,15	hr a 1%	377,00	1%
		3			-0,02	nse	-3,21	nprh	11,60	hr a 1%	0,15	nse
		4	-0,01	nse	0,05	1%	-3,37	nprh	11,72	hr a 1%	0,27	nse
Auto Peças	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			-0,01	nse	-0,98	nprh	1,21	nprh	87,97	1%
		2	-8985,77	nse	0,01	nse	-1,28	hr a 5%	1,53	nprh	69,52	1%
		3			5,68	nse	-1,40	hr a 5%	1,55	nprh	0,00	nse
		4	10837,17	1%	-0,16	nse	1,41	hr a 5%	3,39	hr a 1%	0,42	nse
Comércio	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			0,01	nse	-1,73	hr a 1%	4,39	hr a 1%	124,90	1%
		2	-16545,69	nse	0,02	nse	-1,99	hr a 1%	4,59	hr a 1%	264,60	1%
		3			0,22	nse	-0,33	nprh	-1,51	nprh	0,02	nse
		4	4918,20	1%	0,06	nse	-1,80	hr a 1%	2,96	hr a 5%	0,06	nse
Energia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	17	1			0,44	1%	3,29	hr a 1%	12,48	hr a 1%	398,18	1%
		2	-314726,36	nse	0,58	1%	1,88	hr a 1%	6,07	hr a 1%	292,63	1%
		3			0,14	5%	3,70	hr a 1%	14,24	hr a 1%	3,21	nse
		4	-15514,76	nse	0,19	5%	3,78	hr a 1%	14,82	hr a 1%	2,01	nse
Fertilizantes	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	8	1			0,07	nse	2,47	hr a 1%	6,49	hr a 1%	53,41	1%
		2	5201,62	nse	0,05	nse	2,61	hr a 1%	7,10	hr a 1%	57,31	5%
		3			0,11	nse	1,91	hr a 1%	4,49	hr a 1%	1,02	nse
		4	872,07	nse	0,07	nse	2,45	hr a 1%	6,43	hr a 1%	19,29	5%
Metalúrgica	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	17	1			-0,13	nse	-0,06	nprh	1,24	nprh	12,60	1%
		2	-19562,13	nse	0,05	nse	-0,71	nprh	0,92	nprh	8,76	1%
		3			-0,24	nse	0,36	nprh	1,46	nprh	1,22	nse
		4	181,73	nse	-0,24	nse	0,37	nprh	1,47	nprh	1,17	nse
Petroquímico	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	21	1			0,07	1%	-1,41	hr a 5%	8,28	hr a 1%	33,00	1%
		2	-35613,76	nse	0,08	1%	-2,11	hr a 1%	9,34	hr a 1%	41,65	1%
		3			-0,65	nse	3,35	hr a 1%	11,84	hr a 1%	0,00	nse
		4	-7516,95	1%	-0,03	nse	4,15	hr a 1%	18,08	hr a 1%	0,02	nse
Siderurgia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			0,13	1%	-0,50	nprh	1,58	nprh	13,07	5%
		2	-115441,94	nse	0,20	1%	-2,18	hr a 1%	5,92	hr a 1%	18,66	5%
		3			-0,03	nse	1,18	nprh	0,40	nprh	0,10	nse
		4	-83877,00	1%	0,17	1%	-1,49	hr a 5%	3,90	hr a 1%	2,27	nse
Telecomunicações	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	13	1			0,24	1%	-1,00	nprh	0,28	nprh	197,68	5%
		2	-14207,37	nse	0,24	1%	-1,16	nprh	0,67	nprh	161,91	5%
		3			0,22	1%	-0,30	nprh	0,03	nprh	1,95	nse
		4	-21328,15	nse	0,27	1%	-0,97	nprh	0,20	nprh	1,85	nse
Têxtil	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	23	1			-0,07	5%	-0,69	nprh	1,57	nprh	10,05	1%
		2	8857,51	nse	-0,11	5%	-0,03	nprh	0,80	nprh	9,21	1%
		3			0,08	nse	-1,94	hr a 1%	4,88	hr a 1%	0,08	nse
		4	4883,64	1%	-0,08	nse	-0,50	nprh	1,27	nprh	0,56	nse
Legenda												
S: Significância estatística				bi: coeficiente angular				hr a 1%: hipótese rejeitada a 1%				
nse: não significativo estatisticamente				ai: coeficiente linear				hr a 5%: hipótese rejeitada a 5%				
								nprh: não pode-se rejeitar a hipótese				

Tabela IV.8



## IV.9 Índice de taxa de retorno s/ o patrimônio líquido (ROE)

Dados da amostra intra-indústria do Índice de Taxa de Retorno s/ o Patrimônio Líquido												
Alimento	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	16	1			-0,13	5%	-2,21	nprh	7,81	hr a 1%	182,66	1%
		2	37997,93	nse	-0,21	5%	-0,79	nprh	3,11	hr a 1%	128,85	1%
		3			-0,24	nse	-0,33	nprh	1,97	nprh	0,02	nse
		4	-0,01	nse	0,08	1%	-3,82	nprh	14,94	hr a 1%	1,77	nse
Auto Peças	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	11	1			0,13	nse	-2,11	nprh	5,54	hr a 1%	64,57	1%
		2	-22727,40	nse	0,20	nse	-2,68	nprh	8,07	hr a 1%	53,49	1%
		3			0,20	nse	-2,65	nprh	7,92	hr a 1%	2,14	nse
		4	-2044,86	nse	0,19	nse	-2,61	nprh	7,78	hr a 1%	1,95	nse
Comércio	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	11	1			0,16	nse	-1,80	hr a 1%	2,57	hr a 5%	0,12	nse
		2	-105656,14	5%	0,34	1%	-0,43	nprh	-1,11	nprh	0,16	nse
		3			0,03	nse	-1,84	hr a 1%	3,59	hr a 1%	0,01	nse
		4	-13839,88	nse	0,14	nse	-1,87	hr a 1%	2,94	hr a 5%	0,01	nse
Energia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	19	1			0,06	1%	2,04	hr a 1%	5,49	hr a 1%	22,31	1%
		2	28082,42	nse	0,06	1%	2,18	hr a 1%	6,04	hr a 1%	19,83	1%
		3			0,06	1%	2,00	hr a 1%	5,32	hr a 1%	0,20	nse
		4	1004,62	nse	0,05	5%	2,26	hr a 1%	6,47	hr a 1%	0,18	nse
Fertilizantes	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	8	1			0,18	1%	1,42	hr a 5%	2,25	nprh	8,83	nse
		2	-13830,91	5%	0,24	1%	-0,35	nprh	-0,66	nprh	1,41	nse
		3			0,07	nse	2,66	hr a 1%	7,30	hr a 1%	0,53	nse
		4	-3413,68	nse	0,12	nse	2,50	hr a 1%	6,58	hr a 1%	0,21	nse
Metalurgica	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	18	1			0,11	5%	-1,33	hr a 5%	2,31	nprh	4,20	5%
		2	-22306,43	5%	0,15	1%	-1,48	hr a 5%	2,78	hr a 5%	3,50	nse
		3			-2,36	nse	2,90	hr a 1%	10,36	hr a 1%	0,00	nse
		4	-57847,42	1%	0,93	nse	-2,78	hr a 1%	10,00	hr a 1%	0,02	nse
Petroquímico	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	25	1			0,08	1%	3,34	hr a 1%	14,51	hr a 1%	5,99	1%
		2	-2618,34	nse	0,08	1%	3,32	hr a 1%	14,42	hr a 1%	9,48	1%
		3			-0,07	nse	3,92	hr a 1%	16,18	hr a 1%	0,01	nse
		4	-35036,98	1%	0,15	nse	-4,46	hr a 1%	21,18	hr a 1%	0,01	nse
Siderurgia	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	10	1			0,08	1%	0,11	nprh	0,70	nprh	12,46	5%
		2	-112245,31	nse	0,12	1%	-1,20	nprh	1,29	nprh	77,90	1%
		3			-0,10	nse	1,08	nprh	0,24	nprh	0,02	nse
		4	-74882,64	1%	0,09	1%	-0,42	nprh	1,02	nprh	6,33	nse
Telecomunicações	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	13	1			0,10	1%	0,92	nprh	1,16	nprh	197,68	nse
		2	17420,93	nse	0,10	1%	0,92	nprh	1,29	nprh	161,91	nse
		3			0,11	1%	0,10	nprh	-0,17	nprh	1,95	nse
		4	-14956,10	nse	0,13	1%	-1,31	hr a 5%	2,38	hr a 5%	1,85	nse
Têxtil	n	Modelo	ai	S	bi	S	Assimetria	S	Curtose	S	Q	S
Tamanho da Amostra	24	1			0,03	nse	-2,04	hr a 1%	5,03	hr a 1%	2,91	nse
		2	-12241,44	nse	0,06	nse	-2,62	hr a 1%	7,42	hr a 1%	3,11	nse
		3			-0,17	nse	1,24	hr a 5%	2,55	hr a 5%	0,03	nse
		4	-413,51	nse	-0,13	nse	0,97	nprh	2,11	nprh	0,03	nse
Legenda												
S: Significância estatística				bi: coeficiente angular				hr a 1%: hipótese rejeitada a 1%				
nse: não significativo estatisticamente				ai: coeficiente linear				hr a 5%: hipótese rejeitada a 5%				
								nprh: não pode-se rejeitar a hipótese				

Tabela IV.9



## *Apêndice V*

---

# *SOFTWARE EXCEL* *“PROCEDIMENTOS DOS* *CÁLCULOS”*

---

Procuraremos descrever os procedimentos dos cálculos utilizados para a estimação dos modelos para o índice de liquidez corrente da amostra do setor alimentos (intra-indústria). Todo o procedimento que é descrito neste apêndice, também foi aplicado para todos os outros índices financeiros (9 no total) e para todos os setores escolhidos (10 no total). Estes mesmos procedimentos também são válidos para a amostra inter-indústria, bastando considerar todas as empresas utilizadas como pertencentes a um único setor.

## V.1 Organizar os Dados

Os dados com as informações do índice desejado são copiados do software Economática para a planilha Excel. É então obtida a tabela abaixo:

Empresa	Ativo Circulante (AC)	Passivo Circulante (PC)	1/PC	AC/PC	Vetor Unitário (Zi)
Avipal ON	213.897	186.935	5,3495E-06	1,14423	1
Cacique PN	272.522	239.208	4,1805E-06	1,13927	1
Ceval PN	1.829.191	1.579.622	6,3306E-07	1,15799	1
CTM Citrus PN	56.090	90.145	1,1093E-05	0,62222	1
Frangosul PN	107.221	102.047	9,7994E-06	1,05070	1
Granoleo PN	28.097	7.470	1,3387E-04	3,76131	1
Iguacu Cafe PNA	91.233	56.895	1,7576E-05	1,60353	1
J B Duarte PN	4.379	53.651	1,8639E-05	0,08162	1
Lorenz PN	48.530	30.837	3,2429E-05	1,57376	1
Minupar PN	292	114	8,7719E-03	2,56140	1
Parmalat PN	210.005	340.949	2,9330E-06	0,61594	1
Perdigao PN	16.857	16.063	6,2255E-05	1,04943	1
Sadia SA PN	793.612	445.629	2,2440E-06	1,78088	1
Santista Alimentos ON	478.828	524.631	1,9061E-06	0,91269	1
Sola PN	76.520	53.750	1,8605E-05	1,42363	1
Vigor PN	105.574	27.731	3,6061E-05	3,80708	1

*Tabela V.1*

Na primeira coluna foi colocado o nome das empresas pertencentes ao setor. Na segunda coluna, o dado do ativo circulante (numerador do índice financeiro) correspondente as empresas da coluna 1 e na terceira coluna o dado do passivo circulante (denominador do índice financeiro). Na quarta e quinta colunas foram colocadas fórmulas

como mostrado no título de cada coluna e finalmente, na sexta coluna foi colocado a representação de um vetor unitário. Todas estas informações serão utilizadas como fonte de dados para o cálculo dos modelos de estimação.

## *V.2 Estimação do modelo usando a função do Excel - PROJ.LIN*

A função do Excel utilizada para o cálculo dos modelos foi a “PROJ.LIN” (ou LINEST: nome da função em inglês), que utiliza o método dos mínimos quadrados para calcular uma função linear com ajuste perfeito para os dados. Esta função PROJ.LIN retorna uma matriz estatística que descreve a função linear estimada e que contém um conjunto de estatísticas a respeito da função.

Pelo fato desta função PROJ.LIN retornar uma matriz de valores, deve ser inserida como uma fórmula matricial.

A equação que o Excel utiliza para o cálculo da função PROJ.LIN é:

(1)  $y = mx + b$  ou (2)  $y = m_1x_1 + m_2x_2 + \dots + b$  (se existirem múltiplos intervalos de valores de  $x$ ). No nosso caso, será utilizada a primeira equação, haja visto que todos os nossos modelos são lineares com apenas uma variável independente, o que é atendido por esta primeira equação.

aonde:

- os valores da variável  $y$  são dependentes dos valores da variável independente  $x$ .
- os valores de  $m$  são coeficientes que correspondem a cada valor da variável  $x$ .
- $b$  é um valor constante.

Todas estas variáveis  $y$ ,  $x$  e  $m$  podem ser vetores, o que acontece em nossos cálculos, pois temos mais de uma empresa a ser analisada.

A sintaxe da função PROJ.LIN do Excel é:

PROJ.LIN(*val\_conhecidos\_y*; *val\_conhecidos\_x*; *constante*; *estatística*)

aonde:

- *val\_conhecidos\_y* é o conjunto de valores de  $y$  já conhecidos na relação  $y = mx + b$ .
- *val\_conhecidos\_x* é um conjunto opcional de valores de  $x$  que já deve ser conhecido na relação  $y = mx + b$ .
- *constante* é um valor lógico que força ou não a constante  $b$  a se igualar a 0.
- *estatística* é um valor lógico que especifica se a estatística de regressão adicional deve ou não ser retornada.

Para todos os nossos modelos, setamos o valor da variável *estatística* igual a 1, provocando o retorno de algumas medidas estatísticas que serão úteis em cálculos posteriores.

Para os modelos 1 e 3 do nosso trabalho, setamos o valor da variável *constante* igual a zero, enquanto que para os modelos 2 e 4 setamos igual a 1. Setando estes valores, nós fazemos com que PROJ.LIN faça a estimação do modelo sem o termo de intercepção para os modelos 1 e 3 e com um termo de intercepção para os modelos 2 e 4.

A função PROJ.LIN retorna uma matrix do tipo:

	A	B	C	D	E	F
1	m(n)	m(n-1)	...	m2	m1	b
2	se(n)	se(n-1)	...	se2	se1	seb
3	r2	se(y)				
4	F	df				
5	ss(reg)	ss(resid)				

*Tabela V.2*

aonde:

- $m_n, m_{n-1} \dots m_1$  são os valores dos coeficientes angulares,
- $b$  é o valor do coeficiente linear,
- $se1, se2 \dots se(n)$  são os valores de erro padrão para os coeficientes  $m_n, m_{n-1} \dots m_1$ .
- $seb$  é o valor de erro padrão para a constante  $b$  ( $seb$  retornará = #N/D quando o valor de *constante* é FALSO, ou seja, igual a zero).
- $r2$  é o coeficiente de determinação. Compara valores de  $y$  estimados e reais e seu valor varia entre 0 e 1. Se for igual a 1, existirá uma correlação perfeita na amostra – não haverá diferença entre os valores de  $y$  estimados e os valores reais. Por outro lado, se o coeficiente de determinação for igual a 0, a equação de regressão não terá utilidade para prever um valor de  $y$ .
- $se(y)$  é o valor de erro para a estimativa de  $y$ .
- $F$  é a estatística  $F$ , ou o valor de  $F$  observado. Esta estatística  $F$  é utilizada para determinar se a relação observada entre as variáveis dependentes e independentes ocorre por acaso.
- $df$  é o número de graus de liberdade. Os graus de liberdade são utilizados para encontrar os valores de  $F$  críticos em uma tabela estatística. Deve-se comparar os valores

que se encontrar na tabela com a estatística F retornada por PROJ.LIN para determinar um nível de confiança para o modelo.

- $ss(reg)$  é a soma dos quadrados da regressão.
- $ss(resid)$  é a soma dos quadrados dos resíduos.

Para todos os nossos modelos a função PROJ.LIN retornará uma matrix de 5 linhas e 2 colunas (5x2).

Após a explicação da função PROJ.LIN, passaremos agora a explicar os procedimentos de estimação dos modelos.

### *V.2.1 Estimando o modelo 1.*

Baseados na tabela x, onde são mostrados os valores do ativo circulante e do passivo circulante de cada empresa, entramos na função PROJ.LIN com os dados do ativo circulante e do passivo circulante, de acordo com a sintaxe da função:

- $val\_conhecidos\_y$  = dados do AC (segunda coluna da tabela x);
- $val\_conhecidos\_x$  = dados do PC (terceira coluna da tabela x);
- $constante = 0$ ;
- $estatística = 1$ .

O Excel retornará então a seguinte matriz estatística:

Modelo 1 - Regressão sem Coef. Linear.			
Coeficiente angular	1,15419106	0	
Erro do coeficiente angular	0,054009037	#N/A	
r2	0,956680405	96720,18751	
F	331,2636232	15	Graus de liberdade (gl)
Soma Quadrados da reg	3,0989E+12	1,40322E+11	Soma dos Quadrados dos Resíduos

*Tabela V.3*

Desta matriz, podemos então retirar o valor de nosso coeficiente angular  $\delta_1 = 1.15419106$ , e a equação do nosso modelo 1 estimado é:

$$Y_e = 1.15419106.X$$

*Equação V.1*

aonde:

- $X$  são os valores da variável independente (passivo circulante) e
- $Y_e$  são os valores dos ativos, agora estimados pela equação do modelo 1 encontrada.

### *V.2.2 O teste estatístico t*

Como já apresentado anteriormente no capítulo 4, o objetivo deste teste é testar a probabilidade dos coeficiente encontrados serem diferentes de zero. A fórmula que testa esta hipótese é:

$$t^* = \frac{\delta_e}{VEP} = \frac{1.15419106}{0.05400937} = 21.37$$

*Equação V.2*

aonde, o valor de  $VEP$  é o valor do erro padrão se1, que é o valor encontrado na matriz estatística retornada pela função PROJ.LIN na linha 2 e coluna 1.

Temos agora que comparar o valor de  $t^*$  encontrado com o valor de  $t$  na tabela estatística *distribuição t*, para 15 graus de liberdade (linha 4, coluna 2 da matriz estatística). As probabilidades desejadas são 95% e 99%. Sendo então encontrados os seguintes valores:



$$t(15,0.975) = 2.131 \text{ e}$$

$$t(15,0.995) = 2.947.$$

Como o valor de  $t^*$  é maior do que o valor de  $t(15;0,995)$ ,  $21,37 > 2,947$ , conclui-se que o coeficiente angular  $\delta_1$  encontrado, tem 99% de probabilidade de ser diferente de zero. Podemos também dizer que este coeficiente tem uma significância estatística de 1%. Em nossa planilha de cálculo, teremos então o seguinte resultado:

Valor de $t^*$ p/ o coef ang.	21,37
Significância coef. angular	1%

*Tabela V.4*

### *V.2.3 Os testes de assimetria e curtose*

Para a realização destes testes, utilizamos as equações fornecidas pelo Excel. Como estas equações já foram apresentadas no capítulo 2, apresentaremos agora somente a sintaxe, que é:

Para assimetria:

DISTORÇÃO (núm1;num2;...) e

para curtose:

CURT (núm1;num2;...)

aonde núm1, núm2...núm<sub>i</sub> são as diferenças entre o valor real de  $Y_i$  e o valor estimado pela equação  $Y_e = 1.15419106.X$ , ou  $\text{núm}_i = (Y_{\text{real}} - Y_e)$ . Para o nosso exemplo encontramos a seguinte tabela:

Cálculo do erro		
Empresa	Y <sub>i</sub> (Y estimado)	Erro = (Y <sub>i</sub> -Y <sub>i</sub> )
Avipal ON	215758,71	-1861,71
Cacique PN	276091,74	-3569,74
Ceval PN	1823185,59	6005,41
CTM Citrus PN	104044,55	-47954,55
Frangosul PN	117781,74	-10560,74
Granoleo PN	8621,81	19475,19
Iguacu Cafe PNA	65667,70	25565,30
J B Duarte PN	61923,50	-57544,50
Lorenz PN	35591,79	12938,21
Minupar PN	131,58	160,42
Parmalat PN	393520,29	-183515,29
Perdigao PN	18539,77	-1682,77
Sadia SA PN	514341,01	279270,99
Santista Alimentos ON	605524,41	-126696,41
Sola PN	62037,77	14482,23
Vigor PN	32006,87	73567,13

Tabela V.5

Com os dados desta tabela, podemos encontrar então os coeficientes de assimetria e curtose para o nosso exemplo. São eles:

DISTORÇÃO(valores da coluna do erro)= coef. de assimetria  $\gamma_3 = 1.1572$

CURT(valores da coluna do erro) = coef. de curtose  $\gamma_4 = 4,8613$

Após encontrados os coeficientes de assimetria e curtose, é necessário saber se estes coeficientes informam se há ou não presença de assimetria e curtose no nosso modelo. Para determinar o nível de significância destas medidas, foi calculado o erro padrão (EP) de uma distribuição para uma amostra de uma população de tamanho  $n (=16)$ , que testa a probabilidade de rejeitar a hipótese de assimetria ou curtose nulas, conforme descrito no capítulo 4. Os erros padrões encontrados foram:

para a assimetria:

significância de 95%:  $EP(\gamma_3) = 1.2080$

significância de 99%:  $EP(\gamma_3) = 1.5901$

para curtose:

significância de 95%:  $EP(\gamma_4) = 2.3341$

significância de 99%:  $EP(\gamma_4) = 3.0725$

Como  $EP(\gamma_3) > \gamma_3 \Rightarrow 1.2080 > 1.1572$  não podemos rejeitar a hipótese da assimetria ser nula.

Como  $EP(\gamma_4) < \gamma_4 \Rightarrow 3.0725 < 4,8613$  podemos rejeitar a hipótese de curtose nula com uma confiabilidade de 99%. Podemos ainda dizer que a hipótese de curtose nula foi rejeitada com 1% de significância.

Por estes resultados, apesar de não termos encontrado grandes distorções assimétricas, pode-se comprovar pelo coeficiente de curtose que a distribuição dos resíduos não é normal. Devido ao alto coeficiente de curtose calculado, a distribuição encontrada apresenta um cume quando comparada com a distribuição normal.

#### *V.2.4 O teste de heteroscedasticidade*

Como descrito no capítulo 4, o teste aqui aplicado é o Goldfeld-Quandt, que é aplicado aos resíduos (coluna do erro da tabela x) do nosso modelo. Neste teste, os dados da amostra da variável independente  $X_i$  (ativo circulante) do modelo a ser testado são ordenados de forma crescente e então divididos em duas subamostras de mesmo tamanho. Caso o número de empresas da amostra seja ímpar, é retirada a observação média. A cada

subamostra é aplicada a função PROJ.LIN (do Excel). Para o nosso exemplo esta função retornou as seguintes matrizes:

Subamostra 1:

Modelo 1 - Regressão sem Coef. Linear para a subamostra 1			
Coeficiente angular	1,308487576	0	
Erro do coeficiente angular	0,357467667	#N/A	
r2	0,143128888	37556,7312	
F	1,169256615	7	Graus de liberdade (gl)
Soma Quadrados da reg	1649245878	9873556409	Soma dos Quadrados dos Resíduos

*Tabela V.6*

Subamostra 2:

Modelo 1 - Regressão sem Coef. Linear para a subamostra 2			
Coeficiente angular	1,15365815	0	
Erro do coeficiente angular	0,076283197	#N/A	
r2	0,946254612	136373,784	
F	123,2437349	7	Graus de liberdade (gl)
Soma Quadrados da reg	2,29206E+12	1,30185E+11	Soma dos Quadrados dos Resíduos

*Tabela V.7*

Destas matrizes estatísticas tomamos os valores da soma dos quadrados dos resíduos (linha 5, coluna 2), e calculamos o coeficiente  $Q$  como:

$$Q = \frac{SSE_2}{SSE_1} = \frac{1,30185E+11}{9,87355E+9} = 13,1852$$

*Equação V.3*

Aonde  $SSE$  é a soma dos quadrados dos resíduos de cada subamostra e  $Q$  tem uma distribuição  $F$  com  $(n-d-2w)/2$  graus de liberdade no numerador e no denominador. ( $d$  é o número de observações deletadas e  $w$  o número de parâmetros estimados.)

Para o nosso caso,  $n=16$  (16 empresas),  $d=0$  (nenhuma observação deletada pois 16 é par), e  $w=1$  (estamos estimando apenas o coeficiente angular). Para os casos dos modelos 2 e 4,  $w$  é igual a 2. Assim,  $n-d-2w=7$ .

Após o cálculo do coeficiente  $Q$ , temos então que buscar  $F$ , o valor de  $F$  é encontrado na tabela estatística de *distribuição F*. De acordo com as variáveis acima descritas, podemos então encontrar  $F(7,7,0.99) = 6.99$  e  $F(7,7,0.95) = 3.79$ .

Como  $Q > F(7,7,0.99) \Rightarrow 13.1852 > 6.99$ , é constatado que o modelo 1 utilizado para a estimação possui heteroscedasticidade, com uma significância de 1%.

Os procedimentos para os outros modelos seguem esta mesma metodologia, com pequenas variações nas variáveis de entrada da função PROJ.LIN que destacaremos agora.

Para os cálculos do modelo 2, na utilização da função PROJ.LIN fazer:

*val\_conhecidos\_y* = dados do AC (segunda coluna da tabela x);

*val\_conhecidos\_x* = dados PC (terceira coluna da tabela x);

*constante* = 1;

*estatística* = 1.

Para os cálculos do modelo 3, na utilização da função PROJ.LIN fazer:

*val\_conhecidos\_y* = dados do AC/PC ( quinta coluna da tabela x);

*val\_conhecidos\_x* = vetor unitário (sexta coluna da tabela x);

*constante* = 0;

*estatística* = 1.

Para os cálculos do modelo 4, na utilização da função PROJ.LIN fazer:

*val\_conhecidos\_y* = dados do AC/PC ( quinta coluna da tabela x);

*val\_conhecidos\_x* = 1/PC (quarta coluna da tabela x);

*constante* = 1;

*estatística* = 1.

Esperamos ter atingido o objetivo deste apêndice que foi o de demonstrar os procedimentos de cálculos utilizados através do software Microsoft Excel. A seguir mostraremos a planilha básica dos cálculos para as estimações dos modelos para o índice de liquidez corrente do setor alimentos.

Planilha de cálculo do índice de liquidez corrente para a amostra do setor alimentos			
Teste T	95%	99%	
Valor de t p/ gl =15	2,131	2,947	
Valor de t p/ gl =14	2,145	2,977	
Modelo 1 - Regressão sem Coef. Linear.			
Coeficiente angular	1,15419106	0	
Erro do coeficiente angular	0,054009037	#N/A	
r2	0,956680405	96720,18751	
F	331,2636232	15	Graus de liberdade (gl)
Soma Quadrados da reg	3,0989E+12	1,40322E+11	Soma dos Quadrados dos Resíduos
Valor de t* p/ o coef ang.	21,37		
Significância coef. angular	1%		
Modelo 2. Regressão com coeficiente linear (intercepto)			
Coeficiente angular	1,154384947	-165,5621166	coeficiente linear
Erro do coeficiente angular	0,065651534	29392,43605	Erro do coeficiente angular
r2	0,956680503	100114,792	
F	309,1801141	14	Graus de liberdade
Soma Quadrados da reg	3,0989E+12	1,40322E+11	Soma dos Quadrados dos Resíduos
Valor de t* p/ o coef angular	17,58		
Significância coef. angular	1%		
Valor de t* p/ o coef linear	0,0056		
Significância coef. linear	nse		
Modelo 3. Regressão de Yi/Xi no no Vetor Unitário Zi (Modelo Tradicional)			
Coeficiente angular	1,517855815	0	
Erro do coeficiente angular	0,260974319	#N/A	
r2	0	1,043897276	
F	0	15	Graus de liberdade
Soma Quadrados da reg	0	16,34582286	Soma dos Quadrados dos Resíduos
Valor de t* p/ o coef ang.	5,82		
Significância coef. angular	1%		
Modelo 4. Regressão de Yi/Xi em 1/Xi (Inclusão do intercepto no modelo tradicional)			
coeficiente linear	131,8355748	1,442631249	Coeficiente angular
Erro do coeficiente linear	122,5895063	0,268881063	Erro do coeficiente angular
r2	0,076306007	1,038492671	
F	1,156534631	14	Graus de liberdade
Soma Quadrados da reg	1,247284467	15,09853839	Soma dos Quadrados dos Resíduos
Valor de t* p/ o coef angular	5,37		
Significância coef. angular	1%		
Valor de t* p/ o coef linear	1,08		
Significância coef. linear	nse		

Tabela V.8

*Apêndice VI*

---

*TABELAS COM OS DADOS DO  
ÍNDICE DE LIQUIDEZ CORRENTE  
DA AMOSTRA INTRA-INDÚSTRIA*

---



A quantidade de tabelas contendo os setores e os índices financeiros é excessivamente grande, pois para cada setor analisado foram testados nove índices. O número total de tabelas é então igual a 90 (10 setores x 9 índices financeiros). Por este motivo, apresentaremos neste apêndice somente os dados relativos ao índice de liquidez corrente, de forma a informar quais as empresas por nós utilizadas em cada setor.

### *VI.1 Setor : Alimentos*

Empresa	Ativo Circulante (AC)	Passivo Circulante (PC)	1/PC	AC/PC	Vetor Unitário (Zi)
Avipal ON	213.897	186.935	5,3495E-06	1,14423	1
Cacique PN	272.522	239.208	4,1805E-06	1,13927	1
Ceval PN	1.829.191	1.579.622	6,3306E-07	1,15799	1
CTM Citrus PN	56.090	90.145	1,1093E-05	0,62222	1
Frangosul PN	107.221	102.047	9,7994E-06	1,05070	1
Granoleo PN	28.097	7.470	1,3387E-04	3,76131	1
Iguacu Cafe PNA	91.233	56.895	1,7576E-05	1,60353	1
J B Duarte PN	4.379	53.651	1,8639E-05	0,08162	1
Lorenz PN	48.530	30.837	3,2429E-05	1,57376	1
Minupar PN	292	114	8,7719E-03	2,56140	1
Parmalat PN	210.005	340.949	2,9330E-06	0,61594	1
Perdigao PN	16.857	16.063	6,2255E-05	1,04943	1
Sadia SA PN	793.612	445.629	2,2440E-06	1,78088	1
Santista Alimentos ON	478.828	524.631	1,9061E-06	0,91269	1
Sola PN	76.520	53.750	1,8605E-05	1,42363	1
Vigor PN	105.574	27.731	3,6061E-05	3,80708	1

*Tabela VI.1*

### *VI.2 Setor: Auto Peças*

Empresa	Ativo Circulante (AC)	Passivo Circulante (PC)	1/PC	AC/PC	Vetor Unitário (Zi)
Albarus ON	54.635	23.952	4,1750E-05	2,28102	1
Cofap PN	105.493	129.347	7,7311E-06	0,81558	1
DHB PN	125	30.994	3,2264E-05	0,00403	1
Fras-Le PNA	37.404	41.155	2,4298E-05	0,90886	1
Maio Gallo PN	4.590	11.369	8,7958E-05	0,40373	1
Metal Leve PN	129.251	117.859	8,4847E-06	1,09666	1
Pirelli Pneus ON	219.771	229.846	4,3507E-06	0,95617	1
Plascar PN	288	2.704	3,6982E-04	0,10651	1
Sifco PN	48.411	311.529	3,2100E-06	0,15540	1
Varga Freios PN	89.632	87.126	1,1478E-05	1,02876	1
Wiest PN	20.973	15.321	6,5270E-05	1,36891	1

*Tabela VI.2*

### VI.3 Setor: Comércio

Empresa	Ativo Circulante (AC)	Passivo Circulante (PC)	1/PC	AC/PC	Vetor Unitário (Zi)
Bahema PN	277	443	2,2573E-03	0,62528	1
Bompreco PN	176.473	203.085	4,9240E-06	0,86896	1
Casa Anglo PN	12.965	5.958	1,6784E-04	2,17607	1
Globex PN	866.973	691.213	1,4467E-06	1,25428	1
Grazziotin PN	53.001	20.950	4,7733E-05	2,52988	1
Loj Americanas ON	610.240	338.340	2,9556E-06	1,80363	1
Lojas Arapua PN	577.993	721.021	1,3869E-06	0,80163	1
Lojas Renner PN	93.288	65.540	1,5258E-05	1,42338	1
Makro ON	232.735	187.660	5,3288E-06	1,24020	1
Mesbla PN	6.745	7.057	1,4170E-04	0,95579	1
P. Acucar - CBD PN	1.051.819	822.868	1,2153E-06	1,27824	1

Tabela VI.3

### VI.4 Setor: Energia

Empresa	Ativo Circulante (AC)	Passivo Circulante (PC)	1/PC	AC/PC	Vetor Unitário (Zi)
Cach Dourada PN	24.838	22.746	4,3964E-05	1,09197	1
CEEE Energia Eletri ON	1.667.846	712.549	1,4034E-06	2,34068	1
Celesc ON	317.568	255.499	3,9139E-06	1,24293	1
Celg PNB	248.160	300.298	3,3300E-06	0,82638	1
Cemat ON	160.633	184.806	5,4111E-06	0,86920	1
Cemig ON	813.070	1.329.468	7,5218E-07	0,61158	1
Cerj ON	152.672	238.974	4,1846E-06	0,63886	1
Cesp ON	1.903.647	6.206.862	1,6111E-07	0,30670	1
Coelba ON	301.103	305.072	3,2779E-06	0,98699	1
Coelce ON	153.250	195.127	5,1249E-06	0,78539	1
Copei ON	1.136.331	700.149	1,4283E-06	1,62298	1
Eletrobras ON	7.419.178	3.421.290	2,9229E-07	2,16853	1
Enersul ON	193.614	211.915	4,7189E-06	0,91364	1
Escelsa ON	660.007	154.543	6,4707E-06	4,27070	1
F Cataguazes PNA	60.471	29.301	3,4129E-05	2,06379	1
Iven PN	17.427	17.114	5,8432E-05	1,01829	1
Light ON	488.302	473.987	2,1098E-06	1,03020	1
LightPar ON	28.489	45.408	2,2023E-05	0,62740	1
Paul F Luz ON	405.189	337.180	2,9658E-06	1,20170	1

Tabela VI.4

### VI.5 Setor: Fertilizantes

Empresa	Ativo Circulante (AC)	Passivo Circulante (PC)	1/PC	AC/PC	Vetor Unitário (ZI)
Aubos Trevo PN	63.033	56.359	1,7743E-05	1,11842	1
Copas PN	88.833	93.667	1,0676E-05	0,94839	1
Fertibras PN	78.331	55.860	1,7902E-05	1,40227	1
Fertiza PN	48.801	41.619	2,4027E-05	1,17257	1
Fosfertil PN	191.727	268.110	3,7298E-06	0,71511	1
Manah PN	232.137	214.722	4,6572E-06	1,08110	1
Solorrco PN	81.669	67.475	1,4820E-05	1,21036	1
Trevisa PN	892	24.701	4,0484E-05	0,03611	1

Tabela VI.5

### VI.6 Setor: Metalurgia

Empresa	Ativo Circulante (AC)	Passivo Circulante (PC)	1/PC	AC/PC	Vetor Unitário (ZI)
Amadeo Rossi PN	15.046	12.436	8,0412E-05	1,20987	1
Cimaf ON	24.224	22.089	4,5271E-05	1,09665	1
Confab PN	201.914	89.106	1,1223E-05	2,26600	1
Eberle PN	34.449	138.698	7,2099E-06	0,24837	1
Eluma PN	53.695	46.812	2,1362E-05	1,14703	1
Ferbasa PN	52.734	18.831	5,3104E-05	2,80038	1
Ferro Ligas PN	52.833	103.079	9,7013E-06	0,51255	1
Fibam PN	14.777	14.142	7,0711E-05	1,04490	1
Gerdau Met PN	84.014	27.790	3,5984E-05	3,02317	1
Hercules PN	14.011	154.239	6,4834E-06	0,09084	1
Met Barbara PN	128.931	51.176	1,9540E-05	2,51936	1
Metisa PN	14.772	9.254	1,0806E-04	1,59628	1
Micheletto PN	12.348	7.630	1,3106E-04	1,61835	1
Paraibuna PN	28.976	157.211	6,3609E-06	0,18431	1
Rheem PN	30.283	74.843	1,3361E-05	0,40462	1
Schulz PN	40.870	16.934	5,9053E-05	2,41349	1
Wetzel PN	6.385	19.423	5,1485E-05	0,32873	1
Zivi PN	15.826	108.164	9,2452E-06	0,14631	1

Tabela VI.6

### VI.7 Setor: Petroquímico

Empresa	Ativo Circulante (AC)	Passivo Circulante (PC)	1/PC	AC/PC	Vetor Unitário (Zi)
Ciquine PNA	49.750	53.573	1,8666E-05	0,92864	1
Comgas PN	75.283	66.335	1,5075E-05	1,13489	1
Copene PNA	486.860	337.137	2,9662E-06	1,44410	1
Copesul ON	428.335	199.835	5,0041E-06	2,14344	1
EDN PNA	11.057	102.864	9,7216E-06	0,10749	1
Ipiranga Dist PN	74.369	58.223	1,7175E-05	1,27731	1
Ipiranga Pet ON	529.771	276.940	3,6109E-06	1,91295	1
Ipiranga Ref PN	47.644	18.990	5,2659E-05	2,50890	1
Nitrocarbono PNA	22.518	44.011	2,2722E-05	0,51164	1
Oxitenó PN	139.642	40.421	2,4740E-05	3,45469	1
Petrobras Distrib PN	1.247.448	843.410	1,1857E-06	1,47905	1
Petrobras ON	6.264.231	10.452.903	9,5667E-08	0,59928	1
Petroflex ON	113.672	116.963	8,5497E-06	0,97186	1
Petropar PN	24.088	2.848	3,5112E-04	8,45787	1
Petroq.União PN	86.601	173.441	5,7656E-06	0,49931	1
Petroquisa PN	9.558	105.302	9,4965E-06	0,09077	1
Polialden PN	59.524	28.392	3,5221E-05	2,09651	1
Polipropileno PN	9.483	7.304	1,3691E-04	1,29833	1
Politeno PNB	108.073	84.437	1,1843E-05	1,27992	1
Pronor PNA	34.237	55.621	1,7979E-05	0,61554	1
Química Geral(Cance PN	8.282	8.062	1,2404E-04	1,02729	1
Rhodia-Ster ON	2	4.739	2,1101E-04	0,00042	1
Supergasbras PN	4.836	4.390	2,2779E-04	1,10159	1
Trikem PN	218.120	439.715	2,2742E-06	0,49605	1
Unipar PNB	51.927	39.730	2,5170E-05	1,30700	1

Tabela VI.7

### VI.8 Setor: Siderurgia

Empresa	Ativo Circulante (AC)	Passivo Circulante (PC)	1/PC	AC/PC	Vetor Unitário (Zi)
Acesita ON	199.202	588.004	1,7007E-06	0,33878	1
Acos Villares PN	177.239	292.144	3,4230E-06	0,60668	1
Belgo Mineira ON	297.148	311.449	3,2108E-06	0,95408	1
Cosipa ON	534.408	1.342.517	7,4487E-07	0,39806	1
Gerdau PN	674.403	294.708	3,3932E-06	2,28838	1
Mannesmann ON	146.697	185.668	5,3860E-06	0,79010	1
Sibra PNC	43.683	110.687	9,0345E-06	0,39465	1
Sid Nacional ON	2.607.145	1.181.329	8,4650E-07	2,20696	1
Sid Tubarão PN	849.293	813.826	1,2288E-06	1,04358	1
Usiminas PN	1.198.107	1.043.263	9,5853E-07	1,14842	1

Tabela VI.8

### VI.9 Setor: Telecomunicações

Empresa	Ativo Circulante (AC)	Passivo Circulante (PC)	1/PC	AC/PC	Vetor Unitário (Zi)
C R T ON	355.836	809.534	1,2353E-06	0,43956	1
Ceterp PN	40.395	40.519	2,4680E-05	0,99694	1
Tel B Campo ON	156.304	135.701	7,3691E-06	1,15183	1
Telebahia PNB	160.260	275.563	3,6289E-06	0,58157	1
Telebrasil PN	178.349	142.195	7,0326E-06	1,25426	1
Teleceara AN	117.664	178.128	5,6139E-06	0,66056	1
Telegoias ON	140.416	165.741	6,0335E-06	0,84720	1
Telemig ON	415.985	725.762	1,3779E-06	0,57317	1
Telepar ON	159.491	277.977	3,5974E-06	0,57376	1
Telerj ON	461.960	1.201.936	8,3199E-07	0,38435	1
Telesp ON	1.841.762	1.600.228	6,2491E-07	1,15094	1
Telest ON	79.427	109.175	9,1596E-06	0,72752	1
Telpe ON	138.084	153.293	6,5235E-06	0,90078	1

Tabela VI.9

### VI.10 Setor: Têxtil

Empresa	Ativo Circulante (AC)	Passivo Circulante (PC)	1/PC	AC/PC	Vetor Unitário (Zi)
Alpargatas ON	185.686	101.823	9,8210E-06	1,82362	1
Alpargatas-Santista PN	248.624	179.701	5,5648E-06	1,38354	1
Artex PN	81.293	88.753	1,1267E-05	0,91595	1
Brasperola PNA	40.025	35.700	2,8011E-05	1,12115	1
Buettner PN	17.795	25.884	3,8634E-05	0,68749	1
Cambuci PN	49.736	49.813	2,0075E-05	0,99845	1
Cedro PNA	90.666	39.484	2,5327E-05	2,29627	1
Cia Hering PN	80.821	88.808	1,1260E-05	0,91006	1
CNV Cia Vestuario PN	8.249	4.333	2,3079E-04	1,90376	1
Coteminas ON	336.913	95.775	1,0441E-05	3,51776	1
Cremer PN	25.167	45.862	2,1805E-05	0,54875	1
Dohler PN	125.638	31.948	3,1301E-05	3,93258	1
Fab C Renaux PN	34.683	31.784	3,1462E-05	1,09121	1
Guararapes ON	67.012	13.583	7,3621E-05	4,93352	1
Hering Text PN	195.414	143.193	6,9836E-06	1,36469	1
Karsten PN	66.453	39.471	2,5335E-05	1,68359	1
Marisol PN	68.851	37.187	2,6891E-05	1,85148	1
Pettenati PN	54.242	28.818	3,4701E-05	1,88223	1
Schlosser PN	10.712	17.976	5,5630E-05	0,59591	1
Staroup PN	14.846	15.634	6,3963E-05	0,94960	1
Tecel.S.Jose PN	30.668	5.804	1,7229E-04	5,28394	1
Teka PN	118.477	119.213	8,3883E-06	0,99383	1
Tex Renaux PN	59.727	46.637	2,1442E-05	1,28068	1
Wembley PN	7.886	8.351	1,1975E-04	0,94432	1

Tabela VI.10

## *Apêndice VII*

---

### ***EXEMPLO DA PLANILHA UTILIZADA PARA O CÁLCULO DO ÍNDICE DE LIQUIDEZ CORRENTE DO SETOR DE ALIMENTOS***

---

A quantidade de planilhas de cálculos para a amostra intra-indústria é excessivamente grande, pois para cada setor analisado foram testados nove índices financeiros. O número total de planilhas é então também igual a 90 (10 setores x 9 índices financeiros). Por este motivo, apresentaremos somente a planilha de cálculo do setor de alimentos para o índice de liquidez corrente, como forma de dar uma idéia da metodologia de cálculo utilizada.

Os dados utilizados para estes cálculos são provenientes da *tabela VI.1*.

### VII.1 Planilha de cálculo: Índice de liquidez corrente

Planilha de cálculo do índice de liquidez corrente para a amostra do setor alimentos				
Teste T	95%	99%		
Valor de t p/ gl =15	2,131	2,947		
Valor de t p/ gl =14	2,145	2,977		
<b>Modelo 1 - Regressão sem Coef. Linear.</b>				
Coeficiente angular	1,15419106	0		
Erro do coeficiente angular	0,054009037	#N/A		
r2	0,956680405	96720,18751		
F	331,2636232	15	Graus de liberdade (gl)	
Soma Quadrados da reg	3,0989E+12	1,40322E+11	Soma dos Quadrados dos Resíduos	
Valor de t* p/ o coef ang.	21,37			
Significância coef. angular	1%			
<b>Modelo 2. Regressão com coeficiente linear (intercepto)</b>				
Coeficiente angular	1,154384947	-165,5621166	coeficiente linear	
Erro do coeficiente angular	0,065651534	29392,43605	Erro do coeficiente angular	
r2	0,956680503	100114,792		
F	309,1801141	14	Graus de liberdade	
Soma Quadrados da reg	3,0989E+12	1,40322E+11	Soma dos Quadrados dos Resíduos	
Valor de t* p/ o coef angular	17,58			
Significância coef. angular	1%			
Valor de t* p/ o coef linear	0,0056			
Significância coef. linear	nse			
<b>Modelo 3. Regressão de Yi/Xi no no Vetor Unitário Zi (Modelo Tradicional)</b>				
Coeficiente angular	1,517855815	0		
Erro do coeficiente angular	0,260974319	#N/A		
r2	0	1,043897276		
F	0	15	Graus de liberdade	
Soma Quadrados da reg	0	16,34582286	Soma dos Quadrados dos Resíduos	
Valor de t* p/ o coef ang.	5,82			
Significância coef. angular	1%			
<b>Modelo 4. Regressão de Yi/Xi em 1/Xi (Inclusão do intercepto no modelo tradicional)</b>				
coeficiente linear	131,8355748	1,442631249	Coeficiente angular	
Erro do coeficiente linear	122,5895063	0,268881063	Erro do coeficiente angular	
r2	0,076306007	1,038492671		
F	1,156534631	14	Graus de liberdade	
Soma Quadrados da reg	1,247284467	15,09853839	Soma dos Quadrados dos Resíduos	
Valor de t* p/ o coef angular	5,37			
Significância coef. angular	1%			
Valor de t* p/ o coef linear	1,08			
Significância coef. linear	nse			

Tabela VII.1